



**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

**TUGAS AKHIR - TE 141599**  
**PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN *ADAPTIVE NEURO***  
***FUZZY* UNTUK PERAWATAN SUTET**

Asa Femilsa Risky Utami  
NRP 22 13 100 011

Dosen Pembimbing  
Ir. Rusdhianto Effendi AK., MT.  
Nurlita Gamayanti, ST., MT

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO  
Fakultas Teknologi Elektro  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017





**ITS**  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

***FINAL PROJECT - TE 141599***  
***RAINFALL PREDICTION USING ADAPTIVE NEURO***  
***FUZZY FOR EXTRA HIGH VOLTAGE AIR DUCT***  
***MAINTENANCE***

Asa Femilsa Risky Utami  
NRP 22 13 100 011

*Supervisors*  
Ir. Rusdhianto Effendi AK., MT.  
Nurlita Gamayanti, ST., MT

***ELECTRICAL ENGINEERING DEPARTEMENT***  
***Faculty of Electrical Technology***  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017



## **PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR**

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan Tugas Akhir saya dengan “**Prediksi Curah Hujan dengan *Adaptive Neuro Fuzzy* untuk perawatan SUTET**” adalah benar benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka.

Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Juli 2017

Asa Femilsa Risky Utami  
NRP 22 13 100 011

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

**PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN *ADAPTIVE NEURO*  
FUZZY UNTUK PERAWATAN SUTET**

**TUGAS AKHIR**

Diajukan untuk Memenuhi Sebagian Persyaratan Untuk  
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik


Pada

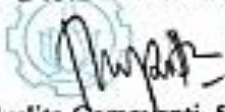
Bidang Studi Teknik Sistem Pengaturan  
Jurusan Teknik Elektro  
Fakultas Teknologi Elektro  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Menyetujui :

Dosen Pembimbing I,

Dosen Pembimbing II,

  
Gusdhianto Effendie AK., MT.  
Nip: 19570424 198502 1 001

  
Nurlita Gamayanti, ST., MT.  
Nip: 19781201 200212 2 002



*(halaman ini sengaja dikosongkan)*



# **PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN *ADAPTIVE NEURO FUZZY* UNTUK PERAWATAN SUTET**

**Nama** : Asa Femilsa Risky Utami  
**Pembimbing 1** : Ir. Rusdhianto Effendi AK., MT.  
**Pembimbing 2** : Nurlita Gamayanti, ST., MT

## **ABSTRAK**

Prediksi curah hujan merupakan informasi yang dibutuhkan dalam berbagai bidang, termasuk transmisi listrik. Parameter yang diperlukan untuk memprediksi curah hujan sangat rumit sehingga ketidakpastian dalam prediksi menggunakan parameter-parameter tersebut sangat mungkin terjadi. SUTET adalah komponen pertama di luar pembangkit yang menyalurkan daya menuju konsumen. SUTET telah dirancang agar dapat menyalurkan listrik pada kondisi yang sangat dipengaruhi perubahan cuaca. Namun, perangkat yang mengalirkan listrik rentan terhadap kondisi hujan karena dapat menyebabkan konsleting jika insulator mengelupas. Pada penelitian tugas akhir ini dilakukan prediksi curah hujan menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy untuk menentukan perawatan pada SUTET pada bulan Juni, Juli dan Agustus. Curah hujan merupakan salah satu faktor dari komponen pembentuk iklim yang berkorelasi terhadap perawatan SUTET dengan *p-value* 0.346 pada data acak, namun berpengaruh secara signifikan dengan *p-value* 0,00 pada data prediksi.

**Kata Kunci:** prediksi, curah hujan, ANFIS, perawatan

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

# ***RAINFALL PREDICTION USING ADAPTIVE NEURO FUZZY FOR EXTRA HIGH VOLTAGE AIR DUCT MAINTENANCE***

***Name*** : Asa Femilsa Risky Utami  
***1st Supervisor*** : Ir. Rusdhianto Effendi AK., MT.  
***2nd Supervisor*** : Nurlita Gamayanti, ST., MT

## ***ABSTRACT***

*Rainfall prediction is the information needed in various fields, including electrical transmission. The parameters required to predict rainfall are so complex that uncertainty in prediction using these parameters is highly likely. Extra high voltage air duct called SUTET is the first component outside the plant to transmit power to consumers. SUTET has been designed to deliver electricity in conditions that are heavily influenced by weather changes. However, devices that conduct electricity are susceptible to rainy conditions because they can cause short circuit if the insulator is peeling off. In this final project, rainfall prediction using Adaptive Neuro Fuzzy method is used to determine preventive maintenance of SUTET in June, July and August. Rainfall is one of the factors of climate-forming component that correlates to the preventive maintenance of SUTET with p-value of 0.346 using random data, but has significant effect with p-value of 0,00 using prediction data.*

***Keywords: prediction, rainfall, ANFIS, predictive maintenance***

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **KATA PENGANTAR**

Alhamdulillahirabbil'alamin. Puji syukur kami panjatkan ke hadirat Allah Subhanahu wata'ala, karena berkat rahmat-Nya, buku laporan tugas akhir ini selesai disusun bersamaan dengan selesainya pengerjaan tugas akhir pada semester delapan sebagai prasyarat untuk memperoleh gelar sarjana teknik.

Tidak lupa saya ucapkan terima kasih kepada

1. Bapak Rusdhianto Effendi dan Ibu Nurlita Gamayanti yang senantiasa membimbing dan memberikan saran untuk perbaikan tugas akhir saya
2. Kedua orang tua yang senantiasa mendoakan dan memberikan dukungan baik berupa materi maupun moral
3. Sahabat, orang terdekat, yang selalu memberikan dukungan agar segera menyelesaikan tugas akhir ini, Hadi Prasetyanto
4. Teman-teman bidang studi sistem pengaturan dan angkatan 2013 Teknik Elektro dan Teknik Multimedia dan Jaringan.

Masih terdapat banyak kekurangan pada buku laporan tugas akhir ini, oleh karena itu, kritik dan saran dari pembaca sangat diharapkan untuk perbaikan dan perkembangan penulis.

Semoga buku laporan ini memberikan informasi yang bermanfaat untuk teman-teman Teknik Elektro dalam memberikan wawasan dan peningkatan ilmu pengetahuan.

Surabaya,  
Juli 2017

Penulis

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL .....	i
PERNYATAAN KEASLIAN .....	iii
HALAMAN PENGESAHAN .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	ix
KATA PENGANTAR .....	xi
DAFTAR ISI .....	xiii
DAFTAR GAMBAR .....	xvii
DAFTAR TABEL .....	xix

<b>BAB 1 PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Permasalahan .....	2
1.3 Tujuan .....	2
1.4 Metodologi .....	2
1.5 Sistematika .....	3
1.6 Relevansi dan Manfaat .....	4

<b>BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>5</b>
2.1 Himpunan Fuzzy .....	5
2.1.1 Teori Himpunan <i>Crisp</i> .....	5
2.1.2 Teori Himpunan Fuzzy .....	5
2.1.2.1 Fungsi Keanggotaan Segitiga .....	7
2.1.2.2 Fungsi Keanggotaan Trapesium .....	8
2.1.2.3 Fungsi Keanggotaan Gaussian .....	9
2.1.2.4 Fungsi Keanggotaan Generalisasi Bell .....	10
2.1.2.5 Fungsi Keanggotaan Sigmoid .....	10
2.1.3 Derivatif Parameter Fungsi Keanggotaan .....	12
2.1.3.1 Derivatif Keanggotaan Gaussian .....	13
2.1.3.2 Derivatif Keanggotaan Generalisasi Bell .....	13
2.1.4 Operator T-Norm .....	14
2.2 Sistem Inferensi Fuzzy .....	14
2.2.1 Aturan <i>If-Then</i> .....	15
2.2.2 Model Fuzzy Sugeno .....	15
2.3 Jaringan Adaptif .....	16
2.3.1 Arsitektur Jaringan Adaptif .....	16

2.3.2 <i>Learning</i> Jaringan Adaptif .....	16
2.3.2.1 <i>Offline Learning</i> .....	17
2.3.2.2 <i>Online Learning</i> .....	18
2.4 <i>Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)</i> .....	18
2.4.1 Arsitektur ANFIS .....	18
2.5 Keandalan .....	20
2.5.1 Kegagalan Komponen .....	21
2.5.2 Distribusi <i>Life Time</i> .....	23
2.5.2.1 Distribusi Normal .....	24
2.5.2.2 Distribusi Lognormal .....	24
2.5.2.3 Distribusi Weibull .....	24
2.5.2.4 Distribusi Gamma .....	25
2.5.2.5 Distribusi Gumbel .....	26
2.5.2.6 Distribusi Logistik .....	26
2.5.2.7 Distribusi Loglogistik .....	27
<b>BAB 3 PERANCANGAN SISTEM .....</b>	<b>29</b>
3.1 Perancangan ANFIS .....	29
3.1.1 Identifikasi Struktur .....	30
3.1.1.1 Penentuan Input .....	30
3.1.1.2 Inisialisasi Arsitektur ANFIS .....	30
3.1.1.3 Inisialisasi Parameter Fungsi Keanggotaan .....	31
3.1.2 <i>Grid Partition</i> .....	32
3.1.3 <i>Hybrid Learning</i> .....	33
3.1.3.1 Jumlah Iterasi dan Toleransi Error Maksimum .....	34
3.1.4 Proses <i>Training</i> .....	34
3.1.5 Algoritma tiap <i>Layer</i> .....	34
3.2 Perawatan .....	35
3.2.1 Distribusi kerusakan SUTET .....	35
3.2.2 Interval perawatan .....	36
<b>BAB 4 HASIL DAN ANALISA .....</b>	<b>39</b>
4.1 Pengujian Sistem .....	39
4.1.1 Klasifikasi curah hujan .....	43
4.2 Distribusi Data Kerusakan dan Interval Perawatan .....	44
4.3 Analisa Korelasi .....	47



<b>BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>49</b>
5.1 Kesimpulan .....	49
5.2 Saran.....	49
 <b>Daftar Pustaka .....</b>	 <b>51</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>53</b>
<b>BIOGRAFI.....</b>	<b>75</b>

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

<b>Gambar 2.1</b> Perbedaan derajat kebenaran (a)pada logika biner $\{0,1\}$ dan (b) pada logika <i>fuzzy</i> $[0,1]$ .....	7
<b>Gambar 2.2</b> Fungsi Keanggotaan Segitiga .....	8
<b>Gambar 2.3</b> Fungsi Keanggotaan Trapesium .....	8
<b>Gambar 2.4</b> Fungsi Keanggotaan Gauss.....	9
<b>Gambar 2.5</b> Fungsi Keanggotaan Generalisasi <i>Bell</i> .....	10
<b>Gambar 2.6</b> Fungsi Keanggotaan Sigmoid Pertumbuhan.....	11
<b>Gambar 2.7</b> Fungsi Keanggotaan Sigmoid Penyusutan.....	11
<b>Gambar 2.8</b> Karakteristik fungsi kurva-S .....	12
<b>Gambar 2.9</b> Model <i>Fuzzy</i> Sugeno.....	15
<b>Gambar 2.10</b> Arsitektur ANFIS dengan Dua Input .....	18
<b>Gambar 2.11</b> Kurva Keandalan Sebuah Komponen .....	22
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Sistem ANFIS.....	29
<b>Gambar 3.2</b> Inisialisasi Parameter Input Pertama dan Ketiga (Curah Hujan) .....	31
<b>Gambar 3.3</b> Inisialisasi Parameter Input Kedua ( <i>Sea Surface Temperature</i> ).....	32
<b>Gambar 3.4</b> Metode <i>Grid Partition</i> (a) <i>Grid Partition</i> Seragam, .....	33
<b>Gambar 3.5</b> Kurva Keandalan dengan Perawatan .....	37
<b>Gambar 4.1</b> Prediksi Curah Hujan Pos Grati untuk bulan Juni 2017 ..	40
<b>Gambar 4.2</b> Prediksi Curah Hujan Pos Gempol untuk bulan Juni 2017 .....	40
<b>Gambar 4.3</b> Prediksi Curah Hujan Pos Grati untuk bulan Juli 2017 ...	41
<b>Gambar 4.4</b> Prediksi Curah Hujan Pos Gempol untuk bulan Juli 2017	41
<b>Gambar 4.5</b> Prediksi Curah Hujan Pos Grati untuk bulan Agustus 2017 .....	41
<b>Gambar 4.6</b> Prediksi Curah Hujan Pos Gempol untuk Bulan Agustus 2017 .....	42

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR TABEL

<b>Tabel 3.1</b> Kelompok data pada Setiap Model ANFIS .....	30
<b>Tabel 3.2</b> <i>Forward</i> dan <i>Backward Pass</i> Algoritma <i>Hybrid learning</i> ...	34
<b>Tabel 4.1</b> Klasifikasi Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> .....	39
<b>Tabel 4.2</b> Hasil Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, Agustus 2017 dengan <i>Error Minimum</i> .....	42
<b>Tabel 4.3</b> Klasifikasi Rentang Curah Hujan .....	44
<b>Tabel 4.4</b> Interval Perawatan pada Bulan Juni, Juli, Agustus 2017 .....	44

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

# BAB 1

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Indonesia terletak pada  $6^{\circ}\text{LU} - 11^{\circ}\text{LS}$  sehingga termasuk dalam wilayah beriklim tropis yang memiliki dua musim yaitu musim kemarau dan penghujan bergantian setiap enam bulan sekali. Musim kemarau berlangsung antara bulan April hingga Oktober. Sedangkan musim penghujan berlangsung antara bulan Oktober hingga April. Namun, tidak menutup kemungkinan dapat terjadi fenomena anomali cuaca. Untuk beberapa waktu terakhir, waktu berlangsungnya musim kemarau dan penghujan sudah tidak sepenuhnya akurat. Hujan bisa terjadi sepanjang tahun. Jika keadaan ini terus diabaikan dampaknya dapat berakibat pada pemenuhan kebutuhan manusia, termasuk kemungkinan adanya permasalahan pada penyaluran listrik.

Pasuruan merupakan salah satu kota industri di Jawa Timur. Terdapat kebutuhan yang tinggi akan persediaan listrik yang dapat diandalkan. Untuk memenuhi kebutuhan ini, perlu dilakukan perawatan saluran listrik dari produsen ke konsumen secara berkala sesuai dengan kondisi yang dapat juga diakibatkan oleh cuaca, seperti adanya petir, kontak langsung antara air hujan dengan komponen-komponen saluran listrik, dan temperatur udara yang berubah-ubah. Sehingga perlu dilakukan upaya prediksi curah hujan yang berkaitan erat dengan faktor-faktor yang dapat menjadi penyebab gangguan pada jaringan listrik seperti yang telah disebutkan sebelumnya. Hasil prediksi akan digunakan untuk menentukan perawatan pada komponen Saluran Udara Tegangan Ekstra Tinggi sebagai unit dalam jaringan transmisi listrik yang paling dekat dengan atmosfer. Beberapa metode yang pernah digunakan untuk memprediksi curah hujan adalah metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) [1], metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) yang merupakan metode *Fuzzy* dengan parameter yang dioptimasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan [2], dan metode *Evolving Fuzzy* berbasis Algoritma Genetika [3].

Curah hujan mempunyai nilai kebenaran yang parsial sehingga penggunaan logika *Fuzzy* merupakan metode yang tepat, namun kendala dalam penggunaan sistem *Fuzzy* adalah tidak adanya pengetahuan pakar yang dapat digunakan untuk menentukan bentuk dan batas fungsi keanggotaan, serta aturan *Fuzzy*. Kendala tersebut dapat diatasi dengan

menggunakan *Neural Network* untuk mengoptimasi parameter *Fuzzy* berdasarkan data yang diperoleh, sehingga pada penelitian ini akan dilakukan prediksi curah hujan dengan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS).

Dengan mengetahui curah hujan yang akan terjadi, diharapkan dapat memberikan kontribusi sebagai pertimbangan untuk menyusun jadwal perawatan SUTET.

## **1.2 Permasalahan**

Permasalahan yang akan diselesaikan pada tugas akhir ini adalah bagaimana menggunakan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk memprediksi curah hujan dan menggunakan hasil prediksi untuk memperoleh rentang perawatan preventif komponen SUTET sehingga memiliki nilai keandalan yang lebih baik.

## **1.3 Tujuan**

Tujuan dari pelaksanaan tugas akhir ini adalah

1. Menganalisis dan mengimplementasikan metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* untuk memprediksi curah hujan di Pasuruan
2. Menganalisa banyaknya perawatan SUTET yang diperlukan selama tiga bulan ke depan berdasarkan informasi curah hujan

## **1.4 Metodologi**

### **1. Studi Literatur & Pengumpulan Data**

Studi literatur berasal dari sumber ilmiah terpercaya, seperti buku mengenai klimatologi dan teknik keandalan, jurnal ilmiah, artikel ilmiah, dan hasil penelitian terkait. Data yang dikumpulkan berupa curah hujan dari pos-pos hujan di Pasuruan dalam kurun waktu tertentu yang diperoleh dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika, Stasiun Klimatologi Karangploso, Malang dan data historis kerusakan kabel GSW (*Ground Steel Wire*) / OPGW (*Optic Ground Wire*) pada SUTET dari PT PLN Transmisi Jawa Bagian Timur dan Bali dalam kurun waktu yang sama dengan data historis curah hujan.

### **2. Identifikasi Masalah dan Penerapan Algoritma**

Dilakukan perancangan arsitektur jaringan untuk simulasi penerapan model *Fuzzy Sugeno* dengan *tuning* fungsi keanggotaan dan *rule base* menggunakan *Neural Network*. Data curah hujan dan anomali temperatur permukaan air laut antara temperatur yang terukur dengan



temperatur normal diklasifikasikan sesuai dengan data kerusakan yang tersedia.

### **3. Analisis Performansi**

Hasil prediksi curah hujan akan diukur performansinya dengan membandingkan hasil prediksi dengan target output dan membandingkan nilai keandalan pada jadwal perawatan sebelumnya dengan rentang perawatan yang berkaitan dengan hasil prediksi curah hujan.

#### **a. Simulasi dan Perbandingan dengan Kondisi Awal**

Dilakukan simulasi berupa *training* dan pengujian data prediksi menggunakan ANFIS. Hasil prediksi dibandingkan dengan data dari BMKG untuk memperoleh model dengan *error* minimum. Kemudian dilakukan analisa perawatan SUTET dari data kerusakan dengan data curah hujan pada waktu yang bersesuaian untuk menentukan perawatan pada kondisi curah hujan dari data hasil prediksi.

#### **b. Penarikan Kesimpulan dan Saran**

Dilakukan penarikan kesimpulan mengenai hasil prediksi curah hujan dengan metode ANFIS dibandingkan dengan data dari BMKG dan keandalan komponen dengan rentang perawatan yang berkaitan dengan curah hujan. Sementara, saran yang diberikan diharapkan dapat membantu mengoreksi penelitian yang telah dilakukan dan pengembangan penelitian selanjutnya terkait topik prediksi curah hujan untuk perawatan SUTET.

#### **c. Penyusunan Buku Tugas Akhir**

Penyusunan buku tugas akhir dilakukan sebagai bentuk laporan tertulis dari proses dan hasil kerja terkait topik prediksi curah hujan untuk perawatan komponen SUTET.

## **1.5 Sistematika**

### **BAB 1 : PENDAHULUAN**

Memuat latar belakang pelaksanaan tugas akhir, rumusan permasalahan, tujuan, metodologi, sistematika, dan relevansi.

### **BAB 2 : TEORI PENUNJANG**

Memuat konsep terkait topik tugas akhir, diantaranya mengenai metode ANFIS dan teknik keandalan untuk perawatan.

**BAB 3 : PERANCANGAN SISTEM**

Memuat metode dan langkah-langkah pembuatan model jaringan ANFIS dan langkah-langkah untuk memperoleh interval perawatan berdasarkan data kerusakan.

**BAB 4 : HASIL DAN ANALISA**

Memuat hasil dan analisa dari simulasi model ANFIS untuk prediksi curah hujan dan hasil perawatan komponen SUTET.

**BAB 5 : KESIMPULAN DAN SARAN**

Memuat kesimpulan dari pelaksanaan tugas akhir dan hasil yang telah diperoleh serta saran untuk mengembangkan topik bersesuaian dengan permasalahan yang diangkat dalam tugas akhir.

**1.6 Relevansi dan Manfaat**

Tugas akhir ini dapat memberikan informasi tambahan dalam penentuan perawatan tahunan untuk Saluran Udara Tegangan Ekstra Tinggi (SUTET) yaitu dengan mempertimbangan faktor cuaca terutama curah hujan.

## **BAB 2**

### **TEORI PENUNJANG**

#### **2.1 Himpunan Fuzzy**

Teori himpunan *Fuzzy* diperkenalkan oleh Zadeh pada tahun 1965. Himpunan *fuzzy* adalah kelas objek dengan serangkaian nilai keanggotaan yang dikarakterisasikan oleh fungsi keanggotaan yang memberikan nilai di antara nol dan satu pada masing-masing objek dari keanggotaan. Konsep himpunan *fuzzy* memberikan titik tolak yang mudah digunakan, lebih umum dan berpotensi memiliki lingkup penerapan yang jauh lebih luas, terutama di bidang klasifikasi pola dan pengolahan informasi. Kerangka tersebut menyediakan cara untuk mengatasi masalah dimana sumber ketidaktepatan adalah tidak adanya kriteria kelas keanggotaan yang jelas.

##### **2.1.1 Teori Himpunan Crisp**

Himpunan *crisp* adalah himpunan klasik yang dikenal secara umum. Pada himpunan *crisp*, hanya ada dua kemungkinan nilai keanggotaan, yaitu 0 atau 1. Nilai nol digunakan untuk menyatakan nilai sebagai bukan anggota dari himpunan tersebut, sementara satu untuk menyatakan anggota dari himpunan tersebut. Sebagai contoh yaitu pada himpunan manusia, untuk merepresentasikan *gender* dapat digunakan teori himpunan klasik.

##### **2.1.2 Teori Himpunan Fuzzy [4]**

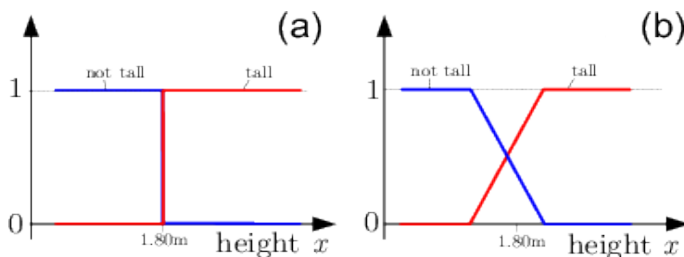
Logika *fuzzy* membentuk jembatan antara dua bidang pemodelan kualitatif dan kuantitatif. Meskipun pemetaan input-output dari model semacam itu diintegrasikan ke dalam sistem sebagai peta kuantitatif, secara internal dapat dianggap sebagai seperangkat aturan linguistik kualitatif. Sejak karya perintis Zadeh pada tahun 1965 dan Mamdani pada tahun 1975, model yang dibentuk oleh logika *fuzzy* telah diterapkan pada beragam jenis pemrosesan. Istilah *Fuzzy Logic* adalah keliru. Ini menyiratkan bahwa dalam beberapa hal metodologinya tidak jelas atau tidak jelas yang sebenarnya jauh dari kasus ini. Logika *fuzzy* hanya berevolusi dari kebutuhan untuk memodelkan tipe sistem yang tidak jelas atau tidak jelas yang sulit ditangani dengan menggunakan logika nilai biner konvensional, namun metodologinya didasarkan pada teori matematika.

Logika biner dan teori himpunan cukup familiar untuk digunakan dalam berbagai permasalahan. Elemen yang termasuk set dari semua elemen yang mungkin dan diberi subset tertentu, dapat dikatakan akurat, apakah elemen itu anggota atau bukan anggotanya. Misalnya, seseorang termasuk dalam kumpulan manusia, seperti semua laki-laki, seseorang dapat mengatakan apakah atau tidak setiap orang tertentu termasuk dalam kelompok ini. Teori *Fuzzy* menarik untuk dibahas karena menggambarkan cara akal manusia dengan mengumpulkan banyak elemen ke dalam set memungkinkan untuk menggambarkan banyak kejadian dengan sedikit peraturan. Misalnya, pernyataan jika orang itu merupakan laki-laki dan orang tua, maka orang itu adalah seorang ayah. Pernyataan ini berlaku untuk banyak orang di seluruh dunia dengan presisi penuh. Aturan ini dibentuk menggunakan operator. Dalam hal ini, operator *AND* digunakan.

Sayangnya, tidak semua hal bisa dijelaskan menggunakan set bernilai biner. Klasifikasi orang-orang ke dalam laki-laki dan perempuan mudah direpresentasikan menggunakan set biner, namun tidak demikian untuk mengklasifikasikan mereka sebagai tinggi atau tidak tinggi. Set orang jangkung jauh lebih sulit didefinisikan, karena tidak ada titik yang jelas dimana tinggi dimulai. Hal ini bukanlah masalah pengukuran dan mengukur tinggi semua orang dengan lebih tepat juga tidak membantu. Masalah seperti ini sering terdistorsi sehingga bisa dijelaskan dengan menggunakan metodologi yang sudah ada. Dalam hal ini seseorang bisa memilih ketinggian, misal 180 cm, di mana set tinggi dimulai, seperti pada Gambar 2.1a. Seseorang dengan tinggi 179 cm akan menghasilkan output yang berbeda dari orang dengan tinggi 181 cm. Dalam penalaran manusia, hal ini tidak diperhatikan dan juga tidak diinginkan untuk sistem penalaran.

Logika *fuzzy* disarankan oleh Zadeh sebagai metode untuk menirukan kemampuan penalaran manusia menggunakan sejumlah kecil peraturan dan tetap menghasilkan output yang halus melalui proses interpolasi. Metode ini membentuk peraturan yang didasarkan pada logika multi-nilai dan memperkenalkan konsep keanggotaan yang ditetapkan. Dengan logika *fuzzy*, elemen sebagian dapat dimiliki oleh satu set dan ini ditunjukkan oleh keanggotaan yang ditetapkan. Misalnya, seseorang dengan ketinggian 179 cm akan menjadi anggota tinggi dan tidak tinggi dengan tingkat keanggotaan tertentu. Karena tinggi seseorang meningkatkan nilai keanggotaan dalam satuan tinggi akan meningkat sementara nilai keanggotaan dalam satuan tidak tinggi

akan menurun, lihat Gambar 2.1b. Output dari sistem penalaran *fuzzy* akan menghasilkan hasil yang serupa untuk input yang serupa. Logika *fuzzy* hanyalah perpanjangan logika konvensional pada kasus di mana keanggotaan set parsial dapat ada, kondisi aturan dapat dipenuhi sebagian dan keluaran sistem dihitung dengan interpolasi dan oleh karena itu, memiliki kehalusan output berdasarkan basis aturan biner yang bernilai setara.

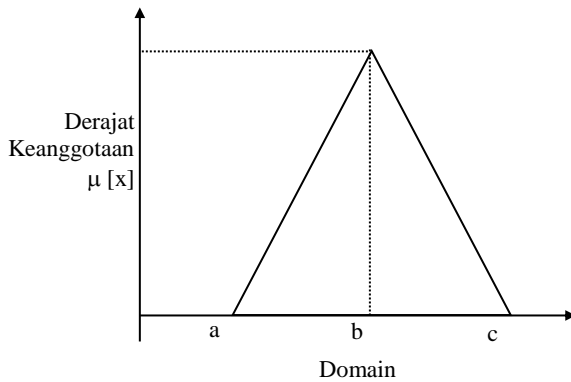


**Gambar 2.1** Perbedaan derajat kebenaran (a)pada logika biner  $\{0,1\}$  dan (b) pada logika *fuzzy*  $[0,1]$

Pada himpunan *fuzzy* nilai keanggotaan berada pada interval 0 sampai 1. Apabila  $x$  memiliki nilai keanggotaan *fuzzy*  $\mu_A[x]=0$  berarti  $x$  tidak menjadi anggota himpunan  $A$ , sementara jika  $x$  memiliki nilai keanggotaan *fuzzy*  $\mu_A[x]=1$  berarti  $x$  menjadi anggota penuh pada himpunan  $A$ . Terkadang kemiripan antara keanggotaan *fuzzy* dengan probabilitas menimbulkan kerancuan. Keduanya memiliki nilai pada interval  $[0,1]$ , namun interpretasi nilainya sangat berbeda antara kedua kasus tersebut. Keanggotaan *fuzzy* memberikan suatu ukuran terhadap pendapat atau keputusan, sedangkan probabilitas mengindikasikan proporsi terhadap keseringan suatu hasil bernilai benar dalam jangka panjang. Dalam himpunan *fuzzy*, terdapat beberapa jenis fungsi keanggotaan dengan parameter-parameter sesuai dengan bentuk fungsi yang digunakan dan dapat diatur.[5]

### 2.1.2.1 Fungsi Keanggotaan Segitiga

Kurva Segitiga pada dasarnya merupakan gabungan antara 2 garis linear seperti terlihat pada Gambar 2.2.



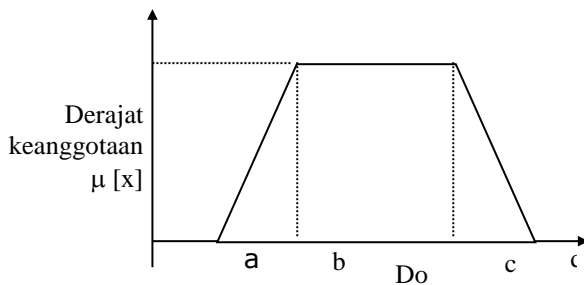
**Gambar 2.2** Fungsi Keanggotaan Segitiga

Fungsi keanggotaan segitiga memiliki tiga parameter  $\{a, b, c\}$  yang didefinisikan pada persamaan (1)

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ (b - x)/(c - b); & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (1)$$

#### 2.1.2.2 Fungsi Keanggotaan Trapesium

Kurva trapesium pada dasarnya seperti bentuk segitiga, namun memiliki beberapa titik dengan nilai keanggotaan 1, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.3.



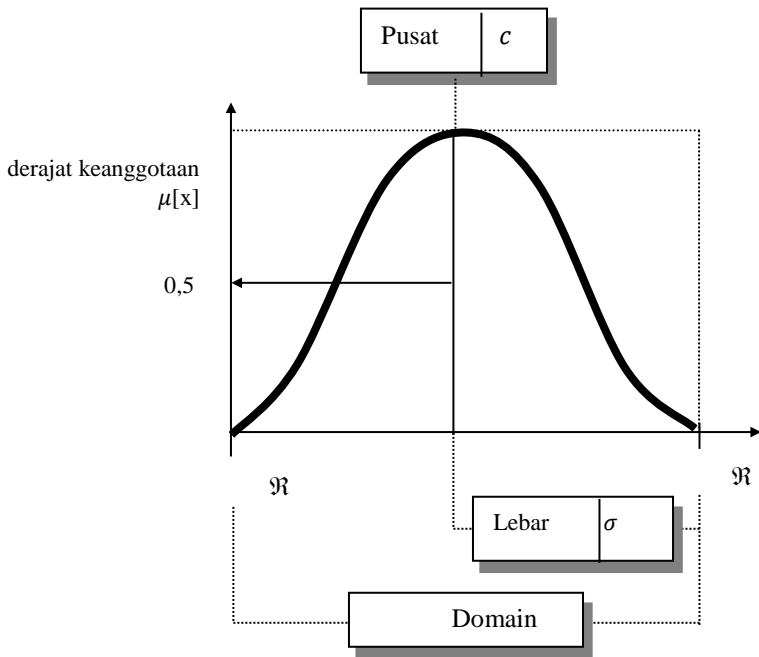
**Gambar 2.3** Fungsi Keanggotaan Trapesium

Fungsi keanggotaan trapesium memiliki empat parameter  $\{a, b, c, d\}$  yang didefinisikan pada persamaan (2).

$$\mu[x] = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq d \\ (x - a)/(b - a); & a \leq x \leq b \\ 1; & b \leq x \leq c \\ (d - x)/(d - c); & x \geq d \end{cases} \quad (2)$$

### 2.1.2.3 Fungsi Keanggotaan Gaussian

Kurva gaussian menggunakan ( $c$ ) untuk menunjukkan nilai domain pada pusat kurva, dan ( $\sigma$ ) yang menunjukkan lebar kurva (Gambar 2.4). Nilai kurva untuk suatu nilai domain  $x$  diberikan sebagai:



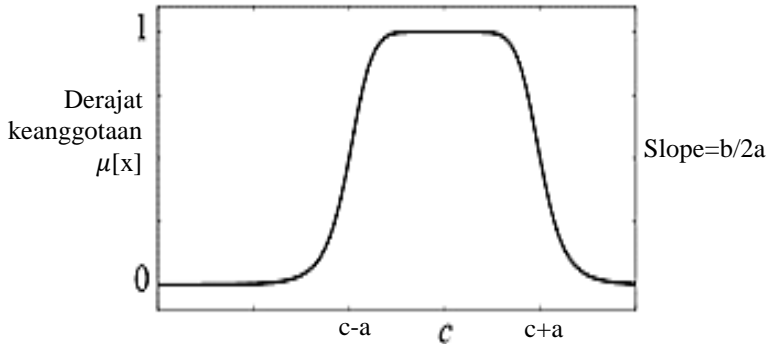
**Gambar 2.4** Fungsi Keanggotaan Gauss

Fungsi keanggotaan Gauss memiliki dua parameter,  $\sigma$  dan  $c$ , yang didefinisikan pada persamaan (3).

$$G(x; \sigma, c) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (3)$$

#### 2.1.2.4 Fungsi Keanggotaan Generalisasi Bell

Kurva Bell memiliki parameter  $b$  yang biasanya bernilai positif dan parameter  $c$  yang terletak bagian tengah kurva seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.5.



**Gambar 2.5** Fungsi Keanggotaan Generalisasi Bell

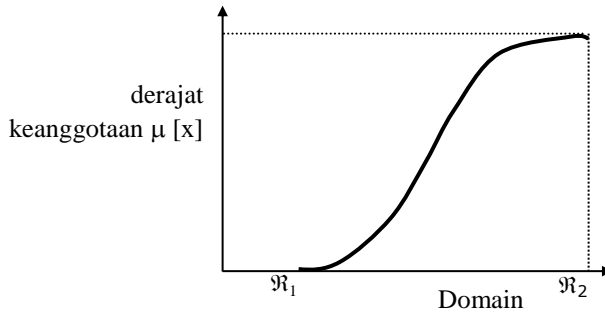
Fungsi bel yang umum bergantung pada tiga parameter  $\{a, b, c\}$  seperti yang didefinisikan pada persamaan (4).

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left( \frac{x - c}{a} \right)^{2b}} \quad (4)$$

#### 2.1.2.5 Fungsi Keanggotaan Sigmoid

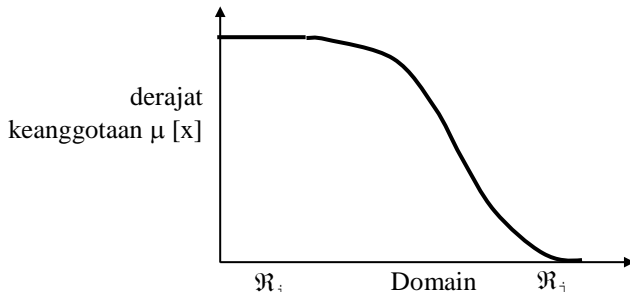
Kurva pertumbuhan dan penyusutan merupakan kurva-S atau *sigmoid* yang berhubungan dengan kenaikan dan penurunan permukaan secara tidak linear. Kurva-S untuk pertumbuhan akan bergerak dari sisi paling kiri, dengan nilai keanggotaan = 0, ke sisi paling kanan, dengan nilai keanggotaan = 1. Fungsi keanggotaannya akan tertumpu pada 50% dari nilai keanggotaannya yang disebut dengan titik infleksi (Gambar 2.6).





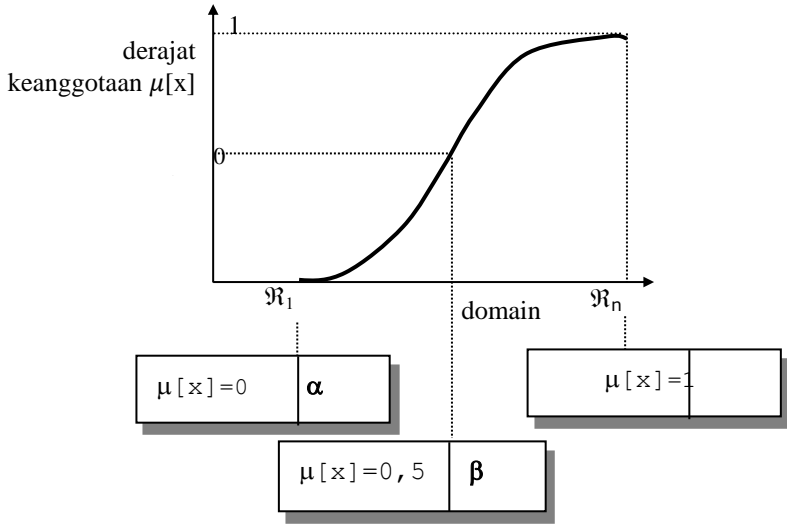
**Gambar 2.6** Fungsi Keanggotaan Sigmoid Pertumbuhan

Kurva-S penyusutan bergerak dari sisi paling kanan dengan nilai keanggotaan = 1 ke sisi paling kiri dengan nilai keanggotaan = 0 seperti yang terlihat pada Gambar 2.7.



**Gambar 2.7** Fungsi Keanggotaan Sigmoid Penyusutan

Kurva-S didefinisikan menggunakan 3 parameter, yaitu nilai keanggotaan nol  $\alpha$ , nilai keanggotaan lengkap  $\gamma$ , dan titik infleksi yang disebut juga crossover  $\beta$ , yaitu titik dengan domain 50% benar. Gambar 2.8 menunjukkan karakteristik kurva-S.



**Gambar 2.8** Karakteristik fungsi kurva-S

Fungsi keanggotaan pada kurva pertumbuhan ditunjukkan pada persamaan (5).

$$S(x; \alpha, \beta, \gamma) = \begin{cases} 0 & \rightarrow x \leq \alpha \\ 2((x - \alpha)/(\gamma - \alpha))^2 & \rightarrow \alpha \leq x \leq \beta \\ 1 - 2((\gamma - x)/(\gamma - \alpha))^2 & \rightarrow \beta \leq x \leq \gamma \\ 1 & \rightarrow x \geq \gamma \end{cases} \quad (5)$$

### 2.1.3 Derivatif Parameter Fungsi Keanggotaan

Untuk membuat sistem *fuzzy* adaptif, perlu diketahui derivatif dari fungsi keanggotaan yang berhubungan dengan argumen input dan parameter-parameternya. Derivatif diperlukan untuk perbaikan parameter dalam sistem inferensi *fuzzy* sehingga dapat mencapai pemetaan input-output yang diinginkan. Berikut adalah derivatif fungsi keanggotaan gaussian dan bell.

### 2.1.3.1 Derivatif Keanggotaan Gaussian

Fungsi untuk kurva Gaussian ditunjukkan pada persamaan (6)

$$y = \text{gaussian}(x, \sigma, c) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (6)$$

Maka diperoleh derivatif kurva gaussian sebagai berikut

$$\frac{\partial y}{\partial x} = -\frac{x-c}{\sigma^2} y \quad (7)$$

$$\frac{\partial y}{\partial \sigma} = \frac{(x-c)^2}{\sigma^3} y \quad (8)$$

$$\frac{\partial y}{\partial c} = -\frac{x-c}{\sigma^2} y \quad (9)$$

### 2.1.3.2 Derivatif Keanggotaan Generalisasi Bell

Fungsi untuk kurva bell ditunjukkan pada persamaan (10)

$$y = \text{bell}(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (10)$$

Maka diperoleh derivatifnya pada persamaan (11), (12), (13), dan (14)

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \begin{cases} -\frac{2b}{x-c} y(1-y), & \text{jika } x \neq c \\ 0, & \end{cases} \quad (11)$$

$$\frac{\partial y}{\partial a} = \frac{2b}{a} y(1-y), \text{ jika } x = c \quad (12)$$

$$\frac{\partial y}{\partial b} = \begin{cases} -2 \ln \left| \frac{x-c}{a} \right| y(1-y), & \text{jika } x \neq c \\ 0, & \text{jika } x = c \end{cases} \quad (13)$$

$$\frac{\partial y}{\partial c} = \begin{cases} \frac{2b}{x-c} y(1-y), & \text{jika } x \neq c \\ 0, & \text{jika } x = c \end{cases} \quad (14)$$

#### 2.1.4 Operator T-Norm

Dalam himpunan *fuzzy* dikenal pula operasi interseksi seperti pada himpunan *crisp*. Kelas operator interseksi ini biasa disebut operator T-norm. Beberapa operator T-norm yang paling sering digunakan diantaranya adalah

a. Operator Min

$$T_{\min}(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(y) \quad (15)$$

b. Operator Product

$$T_{ap}(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \mu_A(x) * \mu_B(y) \quad (16)$$

c. Bounded Product

$$T_{bp}(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \max(0, \mu_A(x) + \mu_B(y) - 1) \quad (17)$$

d. Drastic Product

$$T_{dp}(\mu_A(x), \mu_B(y)) = \begin{cases} \mu_A(x) & \text{Jika } \mu_B(y) = 1 \\ \mu_B(y) & \text{Jika } \mu_A(x) = 1 \\ 0 & \text{Jika } \mu_A(x), \mu_B(y) \end{cases} \quad (18)$$

## 2.2 Sistem Inferensi Fuzzy

Perhitungan sistem inferensi *fuzzy* didasarkan pada konsep teori himpunan *fuzzy*, aturan *if-then fuzzy*, dan penalaran *fuzzy*. Struktur dasar sistem inferensi *fuzzy* terdiri dari tiga komponen, yaitu

1. Basis aturan (*rule base*) yang terdiri dari aturan-aturan *fuzzy*
2. Data yang mendefinisikan fungsi keanggotaan dalam aturan *fuzzy*

3. Mekanisme penalaran yang merupakan prosedur inferensi aturan-aturan yang telah dibuat

### 2.2.1 Aturan If-Then

Aturan *if-then fuzzy* disebut juga aturan *fuzzy*, implikasi *fuzzy*, atau *statement* bersyarat *fuzzy* memiliki bentuk:

Jika  $x$  adalah  $A$  maka  $y$  adalah  $B$ .

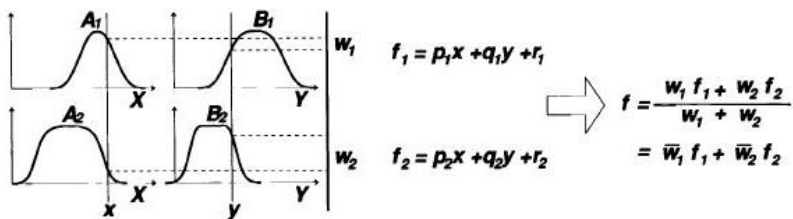
Nilai  $A$  dan  $B$  merupakan nilai-nilai linguistik sedangkan  $x$  dan  $y$  merupakan variabel-variabel linguistik. Pada klausa pertama, bagian “ $x$  adalah  $A$ ” disebut anteseden atau premis, sementara “ $y$  adalah  $B$ ” disebut konsekuensi.

### 2.2.2 Model Fuzzy Sugeno

Model *fuzzy* Sugeno juga dikenal dengan nama model *fuzzy* TSK. Model ini dikenalkan oleh Takagi, Sugeno, dan Kang sebagai metode pendekatan sistematis untuk membangun aturan *fuzzy* dari kelompok data input-output. Aturan *fuzzy* ini memiliki bentuk

If  $x$  is  $A$  and  $y$  is  $B$  then  $z=f(x,y)$

$A$  dan  $B$  merupakan himpunan *fuzzy* dalam premis, sementara  $z=f(x,y)$  merupakan fungsi dalam konsekuensi. Fungsi ini biasanya merupakan polinomial dengan variabel  $x$  dan  $y$  sebagai input, namun dapat pula berupa fungsi sembarang yang ditentukan oleh bagian premis aturan. Jika  $f(x,y)$  merupakan polinomial orde pertama, maka hasil sistem inferensi *fuzzy* disebut model *fuzzy* Sugeno orde pertama.



**Gambar 2.9** Model *Fuzzy* Sugeno

Pada gambar 2.9, ditunjukkan proses penalaran *fuzzy* model Sugeno orde pertama. Tiap aturannya memiliki output *crisp* sehingga output keseluruhan ditentukan melalui rata-rata terbobot.

## 2.3 Jaringan Adaptif

Konfigurasi jaringan adaptif disusun dari *node-node* yang dihubungkan oleh lintasan berarah. Setiap *node* memiliki fungsi dengan variabel input untuk memberikan output *node* tunggal, sementara lintasan antarnode menentukan arah sinyal dari satu *node* ke *node* lain. *Node* pada jaringan adaptif dilambangkan menggunakan bentuk lingkaran dan persegi. *Node* lingkaran merupakan *fixed node*, sedangkan *node* persegi merupakan *node* adaptif yang memiliki beberapa parameter bergantung pada fungsi pada *node* tersebut.

### 2.3.1 Arsitektur Jaringan Adaptif

Sekumpulan data yang terdiri dari set input-output sistem yang ditargetkan disebut data *training*, dan prosedur untuk meningkatkan performa jaringan melalui perbaikan parameter disebut *learning* atau pembelajaran. Performa sistem diperoleh dengan melihat selisih output sistem (jaringan ANFIS) dengan output yang diharapkan (output target) yang disebut *error*. Sehingga *learning* ditentukan dengan menerapkan teknik optimasi untuk mengurangi nilai *error*.

### 2.3.2 Learning Jaringan Adaptif

Dalam model ANFIS, dilakukan pembelajaran atau *learning* pada jaringan untuk mengoptimasikan parameter fungsi sehingga nilai *error* dari output model minimum. Aturan *learning* dasar jaringan adaptif adalah metode *steepest descent*. Sebagai contoh, jaringan adaptif *feedforward* mempunyai *L layer*, sementara *layer* ke-*k* memiliki *m node*. *Node* ke-*i* pada *layer* *k* bernotasi (*k,i*) dengan output *node*  $O_i^k$ . Data *training* diasumsikan memiliki *P* input, sehingga *error* untuk input ke-*p* ( $1 \leq p \leq P$ ) didefinisikan sebagai jumlah kuadrat *error*.

Pada prosedur *learning* yang mengimplemetasikan *gradient descent*, dilakukan perhitungan *error rate* untuk data *training* ke-*p* dan untuk setiap output node *O* yang diperoleh dari persamaan (19)

$$\frac{\partial E_p}{\partial v} = \sum_{i=1}^L (T_{i,p} - O_{i,p}^L)^2 \quad (19)$$

*Error rate Node* internal pada (*k,i*) ditentukan melalui aturan rantai pada persamaan (20)

$$\frac{\partial E_p}{\partial O^k_{i,p}} = \sum_{i=1}^{m+1} \frac{\partial E_p}{\partial O^{k+1}_{i,p}} \frac{\partial O^{k+1}_{i,p}}{\partial O^k_{i,p}} \quad (20)$$

dimana  $1 \leq k \leq L - 1$ , sehingga dapat dikatakan bahwa *error rate node* internal merupakan kombinasi linier *error rate nodus layer* berikutnya. Oleh karena itu, untuk semua  $1 \leq k \leq L$  dan  $1 \leq j \leq m$ , dapat diperoleh  $\frac{\partial E_p}{\partial O^k_{i,p}}$  dari persamaan (19) dan (20). Apabila parameter jaringan adaptif dinotasikan sebagai  $\alpha$ , maka

$$\frac{\partial E_p}{\partial \alpha} = \frac{\partial E_p}{\partial O^k_{i,p}} \frac{\partial O^k_{i,p}}{\partial \alpha} \quad (21)$$

Sedangkan derivatif *error* total  $E$  terhadap  $\alpha$  adalah

$$\frac{\partial E_p}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^p \frac{\partial E_p}{\partial \alpha} \quad (22)$$

Untuk melakukan *update* pada parameter  $\alpha$ , persamaan berikut dapat digunakan

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (23)$$

dimana  $\eta$  merupakan *learning rate* yang dapat diperoleh dari persamaan berikut

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_{\alpha} \left( \frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2}} \quad (24)$$

dan  $k$  merupakan notasi *Langkah size* yang merupakan panjang tiap transisi gradien dalam ruang parameter. Nilai  $k$  yang berubah-ubah dapat berpengaruh pada kecepatan kekonvergenan.

### 2.3.2.1 Offline Learning

Pada *offline learning*, *update* pada parameter  $\alpha$  dilakukan setelah semua data *training* direpresentasikan menggunakan persamaan (23).

Metode *gradient descent* dan *Least Square Error* dapat dikombinasikan untuk melakukan *update* nilai parameter pada jaringan adaptif. Tiap *epoch learning* terdiri dari dua langkah, yaitu *forward pass* dan *backward pass*. Aturan *learning* tidak hanya mengurangi dimensi ruang pencarian tetapi juga mempercepat waktu kekonvergenan.

### 2.3.2.2 Online Learning

Paradigma *pattern learning* atau *online learning* merupakan proses ketika parameter diupdate setelah tiap set input-output direpresentasikan. Pada *offline learning*, perhitungan *gradient descent* didasarkan pada nilai  $E$ , sementara pada *online learning* didasarkan pada  $E_p$ . Pada rumus *least square* sekuensial, kelompok data baru diberikan faktor pembobot yang lebih tinggi dengan menambahkan *forgetting factor*  $\lambda$  pada rumus sekuensial dimana  $\lambda$  bernilai antara nol dan satu. [7]

## 2.4 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) merupakan sistem inferensi fuzzy yang melibatkan algoritma *learning* dengan arsitektur jaringan sama dengan basis aturan model fuzzy Sugeno secara fungsional. [6]

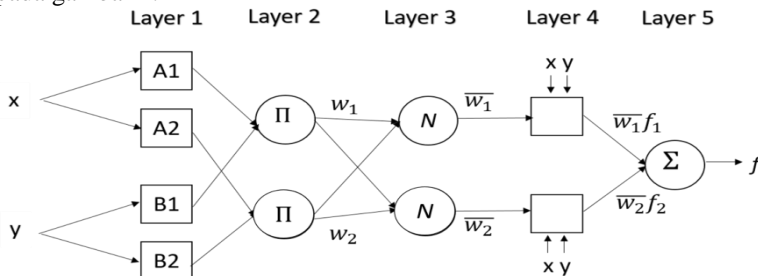
### 2.4.1 Arsitektur ANFIS

Penalaran sistem fuzzy seperti pada Gambar 2.9 memiliki dua input, yaitu  $x$  dan  $y$ . Sebagai contoh, jika terdapat dua aturan fuzzy sebagai berikut

Aturan 1: If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$ , then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Aturan 2: If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$ , then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

sistem tersebut secara ekuivalen memiliki arsitektur ANFIS seperti pada gambar 2.11



**Gambar 2.10** Arsitektur ANFIS dengan Dua Input



Jaringan ANFIS memiliki lima *layer*, proses yang terjadi pada tiap *layernya* adalah sebagai berikut

1. *Layer 1*

Input ANFIS berlabel linguistik ( $x$  dan  $y$ ) dapat terdiri dari beberapa himpunan *Fuzzy* yang dinyatakan dalam fungsi keanggotaan. Bentuk dari fungsi keanggotaan seperti *gaussian*, *bell*, *sigmoid*, dan *trapezoid* dapat dipilih sesuai dengan kebutuhan. Pada *layer* ini diperoleh *output* dari fungsi keanggotaan berupa derajat keanggotaan himpunan *fuzzy*, seperti contoh pada persamaan (25)

$$O_1 = \{\mu_{Ai}, \mu_{Bi}\} \quad , \quad i = 1, 2 \quad (25)$$

dengan derajat keanggotaan diperoleh dari fungsi bell.

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{(x - c_i)}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad i = 1, 2 \quad (26)$$

Variabel  $a$ ,  $b$ , dan  $c$  merupakan parameter premis. Dalam tugas akhir ini akan digunakan tiga input dengan variabel linguistik SST dan curah hujan.

2. *Layer 2*

Kombinasi dari fungsi keanggotaan input membentuk beberapa aturan (*rules*) *Fuzzy* yang memiliki nilai parameter  $w$  (*firing strength*) berbeda pada tiap node  $i$ .

$$O_{2i} = w_i = \mu_{Ai} \cdot \mu_{Bi} \quad , \quad i = 1, 2 \quad (27)$$

3. *Layer 3*

Node pada *layer* ini berlabel norm dan terjadi perhitungan rasio *firing strength* aturan ke  $i$  dengan keseluruhan aturan. Output *layer* tiga disebut *normalized firing strengths*.

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad , \quad i = 1, 2 \quad (28)$$

4. *Layer 4*

Terdapat sejumlah *node* adaptif dengan *output* yang diperoleh dari perkalian *normalized firing strength* dengan fungsi pada tiap node.

$$O_{4i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad , \quad i = 1, 2 \quad (29)$$

dimana  $p_i, q_i$ , dan  $r_i$  merupakan parameter konsekuen dari node ke  $i$ .

#### 5.Layer 5

Output dari semua *node layer* empat dijumlahkan untuk memperoleh nilai output jaringan ANFIS.

$$O_5 = \sum \bar{w}_i f_i, \quad i = 1, 2 \quad (30)$$

## 2.5 Keandalan

Sebuah sistem merupakan serangkaian item atau unit yang saling terkait yang saling bekerja sama untuk mencapai tujuan atau sasaran yang sama [8]. Untuk mencapai tujuan tersebut, seluruh unit dalam sistem harus memberikan kontribusi untuk mencapai tujuan sesuai dengan tugasnya masing-masing. Sebuah sistem atau unit yang dapat melaksanakan tugasnya secara konsisten dapat disebut sebagai sistem atau unit yang handal. Untuk mengetahui keandalan sebuah komponen atau sistem memerlukan kualifikasi keandalan yang dapat diperoleh menggunakan teori probabilitas dan statistika.

Keandalan sistem merupakan probabilitas sistem dapat melakukan fungsinya pada interval waktu tertentu dalam suatu kondisi. Sebuah sistem tidak harus sepenuhnya gagal untuk dapat dikatakan tidak melakukan fungsinya. Sebagai contoh sebuah motor listrik dapat terus bekerja namun mengalami *overheat* atau *amplifier* dapat beroperasi namun tidak memberikan output sesuai dengan *gain* spesifikasinya. Sehingga sebuah kerusakan perlu didefinisikan dengan jelas agar sesuai dengan ekspektasi. Spesifikasi interval waktu juga dapat bervariasi, bergantung pada sistem yang dipelajari. Jika selama  $N$  percobaan dari sebuah eksperimen atau misi, terjadi  $n$  kali kegagalan, maka probabilitas terjadinya kegagalan dapat diestimasi menggunakan persamaan (31)

$$\hat{P}_f = \left( \frac{n}{N} \right) \quad (31)$$

Tanda topi pada  $P$  mengindikasikan sebuah estimator dan bukan nilai sebenarnya. Probabilitas sebenarnya dari kegagalan didefinisikan dengan memberikan limit seperti pada persamaan (32) karena jumlah percobaan sangat banyak.

$$P_f = \lim_{N \rightarrow \infty} \left( \frac{n}{N} \right) \quad (32)$$

Keandalan sistem merupakan probabilitas terjadinya percobaan sukses, sehingga kondisi ini dapat direpresentasikan menggunakan persamaan (33).

$$R_s = 1 - P_f \quad (33)$$

Teknik analisa keandalan klasik menggunakan parameter yang diperoleh dari pengujian data aktual pada model untuk mengevaluasi performansi sistem atau suatu komponen. Namun, saat ini terdapat banyak keterbatasan yang menyebabkan pengujian data aktual menjadi sulit dilakukan seperti kompleksitas sistem, biaya, dan data yang tidak tersedia untuk diolah agar parameter yang diperlukan dapat diperoleh. Sehingga, teknik analisa keandalan Bayesian diaplikasikan untuk mengkombinasikan data pengujian apapun yang tersedia untuk memperoleh informasi relevan lainnya.

### 2.5.1 Kegagalan Komponen

Kegagalan komponen disebut katastrofik jika perbaikan untuk komponen tersebut tidak dapat dilakukan. Model kegagalan untuk komponen-komponen tersebut biasanya didasarkan pada hasil pengujian usia komponen dan data kerusakan menggunakan teori probabilitas.

Apabila terdapat  $N_0$  peralatan identik yang dioperasikan pada  $t=0$ . Seiring dengan berjalannya waktu, beberapa peralatan akan mengalami kegagalan. Misalkan  $N_s(t)$  merupakan jumlah komponen yang dapat bekerja pada waktu  $t$ , dengan unit waktu yang digunakan adalah jam, maka jumlah  $N_f$  yang telah gagal pada waktu  $t$  dapat ditunjukkan pada persamaan (34)

$$N_f(t) = N_0 - N_s(t) \quad (34)$$

Dengan menggunakan dua fungsi waktu, persamaan (35) dan (36) menunjukkan fungsi kepadatan data kegagalan dan fungsi laju kegagalan, secara berurutan

$$f_d(t) = \frac{[N_s(t_i) - N_s(t_i + \Delta t_i)] / N_0}{\Delta t_i}, t_i < t \leq (t_i + \Delta t_i) \quad (35)$$

$$\lambda_d(t) = \frac{[N_s(t_i) - N_s(t_i + \Delta t_i)] / N_s(t_i)}{\Delta t_i}, t_i < t \leq (t_i + \Delta t_i) \quad (36)$$

Fungsi distribusi data kerusakan  $Q(t)$  diperoleh dengan mengintegalkan fungsi kepadatan kerusakan,  $f(t)$ , ditunjukkan pada persamaan (37).

$$R(t) = 1 - Q(t) \quad (37)$$

Sementara, fungsi distribusi data kesuksesan, yang biasa disebut fungsi keandalan dapat didefinisikan pada persamaan (38).[9]

$$Q(t) = \int_0^t f(\xi) d\xi \quad (38)$$

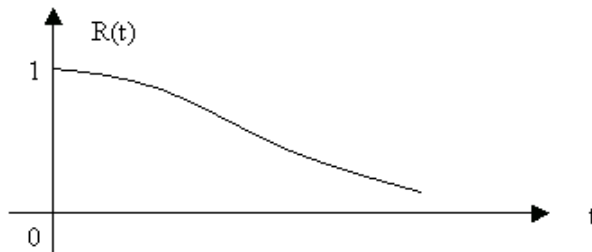
Keandalan dari sistem atau peralatan merupakan probabilitas bahwa sistem tersebut berfungsi untuk melakukan tugas tertentu dengan baik. Sementara  $Q(t)$  merupakan fungsi distribusi kumulatif *life time* atau usia sistem. Sehingga dapat dikatakan bahwa, fungsi keandalan adalah komplemen fungsi distribusi kumulatif sistem tersebut.  $Q(t)$  memiliki sifat – sifat sebagai berikut

1.  $0 \leq Q(t) \leq 1$
2. monoton tidak turun
3.  $Q(\infty) = 1$  ;  
 $Q(-\infty) = 0$  ;

Karena  $t$  tidak pernah negatif maka  $Q(0) = 0$  .

Sementara fungsi keandalan,  $R(t)$ , memiliki sifat – sifat sebagai berikut

1.  $0 \leq R(t) \leq 1$
2. monoton tidak naik
3.  $R(\infty) = 0$   
 $R(0) = 1$



**Gambar 2.11** Kurva Keandalan Sebuah Komponen

T sebagai variabel acak termasuk variabel acak kontinu karena menyatakan masa pakai yang bernilai kontinu. Karena itu keacakan dari T seringkali dinyatakan dengan fungsi densitas probabilitas  $f_T(t)$  dengan sifat – sifat sebagai berikut

1.  $f_t(t) \geq 0$
2.  $\int_{-\infty}^{\infty} f_t(t) = 1 \rightarrow \int_0^{\infty} f_t(t) = 1$  , karena  $t \geq 0$
3.  $P(a < T < b) = \int_a^b f_t(t) dt$

Dengan diketahuinya  $f_t(t)$ , atau dengan mensubstitusikan persamaan (37) ke persamaan (38), maka fungsi keandalan  $R(t)$  dapat diperoleh seperti yang ditunjukkan pada persamaan (39).

$$R(t) = 1 - \int_0^t f_T(u) du \quad (39)$$

Sebaliknya, fungsi densitas probabilitas dapat diturunkan dari fungsi keandalan seperti yang ditunjukkan pada persamaan (40).

$$\frac{dR(t)}{dt} = -f_T(t) \quad (40)$$

### 2.5.2 Distribusi Life Time

Distribusi *life time* digunakan untuk menggambarkan pengumpulan distribusi probabilitas statistik yang digunakan dalam teknik keandalan dan analisis *life data*. Distribusi statistik dijelaskan oleh fungsi densitas probabilitas,  $f_T(t)$ , PDF (*probability density function*). Fungsi lain yang umum digunakan dalam teknik keandalan dan analisis *life data* dapat ditunjukkan melalui definisi PDF, seperti fungsi keandalan, fungsi tingkat kegagalan, fungsi waktu rata-rata dan fungsi rata-rata *lifetime*. Salah satu distribusi yang paling sederhana dan umum digunakan adalah distribusi eksponensial. PDF dari distribusi eksponensial secara matematis didefinisikan pada persamaan (41).

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (41)$$

Pada definisi ini, variabel acak  $t$  mewakili waktu, dan  $\lambda$  mewakili parameter distribusi. Untuk semua distribusi, parameter ataupun parameter distribusi dapat diperkirakan dari data. Setelah memperoleh parameter-parameter sesuai distribusi yang digunakan, fungsi sepenuhnya telah didefinisikan dan dapat diperoleh nilai  $f(t)$  pada setiap nilai  $t$ . [10]

### 2.5.2.1 Distribusi Normal

Distribusi probabilitas ini banyak digunakan dan juga dikenal sebagai distribusi Gaussian yang dikenalkan oleh Carl Friedrich Gauss (1777-1855). Fungsi kepadatan probabilitasnya didefinisikan pada persamaan (42).

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (42)$$

Parameter yang ditunjukkan pada persamaan di atas adalah mean ( $\sigma$ ) dan standar deviasi ( $\mu$ ). Kedua parameter ini diperkirakan dari data.

### 2.5.2.2 Distribusi Lognormal

Distribusi ini berguna untuk merepresentasikan distribusi waktu perbaikan peralatan yang gagal. Fungsi kepadatan probabilitas distribusi lognormal didefinisikan oleh persamaan (43).

$$f(t) = \frac{1}{t\sigma'\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(t)-\mu'}{\sigma'}\right)^2}, \text{ untuk } t \geq 0 \quad (43)$$

dimana

$\mu'$  = rata-rata logaritma natural time-to-failure

$\sigma'$  = standar deviasi logaritma natural time-to-failure

### 2.5.2.3 Distribusi Weibull

Distribusi Weibull banyak digunakan dalam analisis keandalan untuk menggambarkan distribusi waktu hingga kegagalan. Distribusi ini sangat fleksibel dalam mencocokkan berbagai fenomena.

#### a. Distribusi Weibull dua parameter

Distribusi ini dikembangkan oleh Weibull. Fungsi densitas probabilitasnya ditunjukkan oleh persamaan (44).

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left( \frac{t}{\eta} \right)^{\beta}} \quad (44)$$

dimana

$\beta$  = disebut dengan slope atau kemiringan dari fungsi Weibull dan harus bernilai positif.

$\eta$  = disebut skala parameter (menentukan karakteristik dari life time) dan harus bernilai positif.

#### **b. Distribusi Weibull Tiga Parameter**

Fungsi kepadatannya ditunjukkan pada persamaan (45)

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left[ \left( \frac{t-\gamma}{\eta} \right) \right]^{\beta-1} e^{-\left( \frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta}} \quad (45)$$

dimana

$\lambda$ =parameter lokasi untuk

$$f(t) \geq 0$$

$$t \geq 0$$

$$\eta > 0$$

$$-\infty < \gamma < +\infty$$

#### **2.5.2.4 Distribusi Gamma**

Distribusi Gamma adalah distribusi yang memiliki dua parameter dan fungsi kepadatan probabilitasnya ditentukan oleh persamaan (46).

$$f(t) = \frac{e^{kz-e^z}}{t\Gamma(\beta)} \quad (46)$$

$\Gamma(\beta)$  adalah fungsi gamma yang ditunjukkan pada persamaan (47). Sementara z ditunjukkan pada persamaan (48).

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} s^{x-1} e^{-s} ds \quad (47)$$

$$z = \ln t - \mu \quad (48)$$

Dimana

$\mu$  = parameter skala

$k$  = parameter bentuk

Dengan nilai  $0 < t < \infty, -\infty < \mu < \infty$  dan  $k > 0$

### 2.5.2.5 Distribusi Gumbel

Distribusi Gumbel sesuai untuk pemodelan yang terkadang condong ke kiri (misal terdapat beberapa unit lemah yang gagal ketika beroperasi dalam tekanan rendah, sementara lainnya gagal beroperasi pada tekanan yang lebih tinggi). Distribusi Gumbel juga dapat digunakan untuk memodelkan *lifetime* produk yang cepat habis ketika mencapai usia tertentu. Fungsi densitas probabilitas dari distribusi Gumbel ditunjukkan pada persamaan (49).

$$f(t) = \frac{1}{\sigma} e^{z-e^z} \quad (49)$$

Sementara variabel  $z$  didefinisikan pada persamaan berikut.

$$z = \frac{t - \mu}{\sigma} \quad (50)$$

dimana

$\mu$  = parameter lokasi

$\sigma$  = parameter skala dan bernilai positif

### 2.5.2.6 Distribusi Logistik

Distribusi logistik memiliki bentuk yang sangat mirip dengan distribusi normal (yaitu berbentuk lonceng), namun dengan ekor yang lebih berat. Karena distribusi logistik telah menutup solusi untuk keandalan, CDF dan fungsi tingkat kegagalan terkadang lebih disukai daripada distribusi normal, dimana fungsi ini hanya bisa didapat secara numerik. PDF dari distribusi logistik diberikan oleh persamaan berikut

$$f(t) = \frac{e^z}{\sigma(1 + e^z)^2} \quad (51)$$



dan nilai  $z$  dapat diperoleh dari persamaan (50) untuk nilai parameter-parameter  $-\infty < t < \infty, -\infty < \mu < \infty, \sigma > 0$ .

#### **2.5.2.7 Distribusi Loglogistik**

Distribusi loglogistik mirip dengan distribusi logistik. Secara khusus, data mengikuti distribusi loglogistik ketika logaritma natural dari waktu ke kegagalan mengikuti distribusi logistik. Dengan demikian, distribusi loglogistik dan lognormal juga memiliki banyak kesamaan. PDF dari distribusi loglogistik diberikan oleh persamaan berikut.

$$f(t) = \frac{e^z}{\sigma(1 + e^z)^2} \quad (52)$$

Dimana  $z$  dan parameter-parameternya diperoleh dari persamaan (53) dan (54) untuk nilai parameter pada interval berikut,  $-\infty < t < \infty, -\infty < \mu < \infty, \sigma > 0$ . [11]

$$z = \frac{t' - \mu}{\sigma} \quad (53)$$

$$t' = \ln(t) \quad (54)$$

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

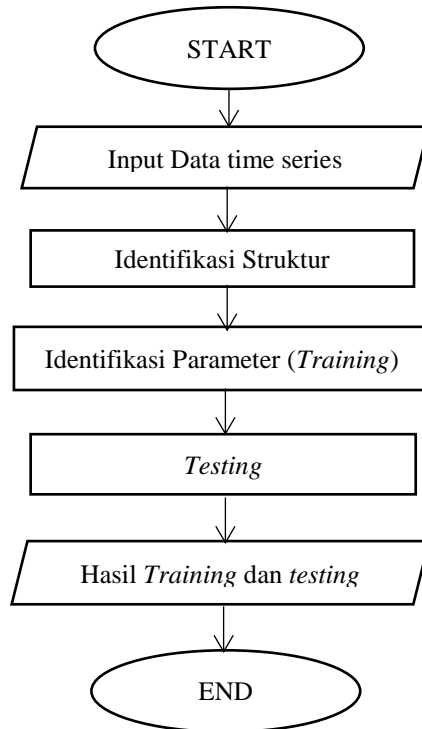
## BAB 3

### PERANCANGAN SISTEM

Pada tugas akhir ini, dilakukan penerapan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* untuk memprediksi curah hujan di Pasuruan pada bulan Juni, Juli, dan Agustus 2017. Data *time series* yang digunakan adalah data curah hujan bulanan di dua stasiun pengamat hujan yang berada pada wilayah jalur SUTET.

#### 3.1 Perancangan ANFIS

Terdapat dua fase identifikasi yang digunakan dalam pemodelan ANFIS, yaitu identifikasi struktur dan parameter. Untuk menyelesaikan permasalahan prediksi curah hujan, digunakan diagram alir pada **Gambar 3.1**.



**Gambar 3.1** Diagram Alir Sistem ANFIS

Sebelum melakukan *training*, data dibagi menjadi dua kelompok, yaitu untuk proses *training* dan untuk *testing*. Data *training* digunakan untuk membangun model dan mengatur parameter, sementara data *testing* digunakan untuk validasi model.

### 3.1.1 Identifikasi Struktur

Tahap identifikasi struktur diperlukan sebagai penentuan inisialisasi arsitektur ANFIS sebelum melakukan proses *learning*. Identifikasi struktur pada pemodelan ANFIS meliputi: penentuan input, inisialisasi arsitektur ANFIS, dan inisialisasi parameter *membership function*.

#### 3.1.1.1 Penentuan Input

Dalam tugas akhir ini, akan dilakukan tiga pemodelan ANFIS dibedakan menurut inputnya. Untuk pemodelan M-1, digunakan data nilai curah hujan bulan sebelum bulan yang diprediksi (M-1), nilai anomali temperatur permukaan air laut empat bulan sebelum bulan yang diprediksi (SST-4), dan nilai curah hujan dua bulan sebelum bulan yang diprediksi (M-2). Untuk pemodelan M-2, digunakan data nilai curah hujan dua bulan sebelum bulan yang diprediksi (M-2), anomali temperatur air laut (SST-4), dan nilai curah hujan tiga bulan sebelum bulan yang diprediksi (M-3). Untuk pemodelan M-3, data yang digunakan adalah data nilai curah hujan tiga bulan sebelum bulan yang diprediksi (M-3), anomali temperatur air laut (SST-4), dan nilai curah hujan empat bulan sebelum bulan yang diprediksi (M-4). Penggunaan input pada tiga pemodelan didasarkan pada kemungkinan anomali yang menyebabkan lebih cepat atau lambatnya kedatangan musim kemarau yang ditandai dengan minimumnya curah hujan.

**Tabel 3.1** Kelompok data pada Setiap Model ANFIS

Model	Input 1	Input 2	Input 3
M-1	M-1	SST-4	M-2
M-2	M-2	SST-4	M-3
M-3	M-3	SST-4	M-4

#### 3.1.1.2 Inisialisasi Arsitektur ANFIS

Untuk inisialisasi arsitektur ANFIS beberapa hal yang perlu dilakukan adalah sebagai berikut

- Partisi ruang input

Partisi ruang input menentukan jumlah aturan *fuzzy* yang digunakan. Dalam sistem ini, digunakan metode *grid partition*. Metode ini paling sering digunakan karena dianggap sederhana. Menggunakan metode ini, jumlah aturan *fuzzy* dapat diperoleh melalui persamaan (55).

$$Rule\_n = (Mf)^n \quad (55)$$

Dimana

*Rule\_n* = jumlah aturan fuzzy

*Mf* = jumlah fungsi keanggotaan untuk setiap input

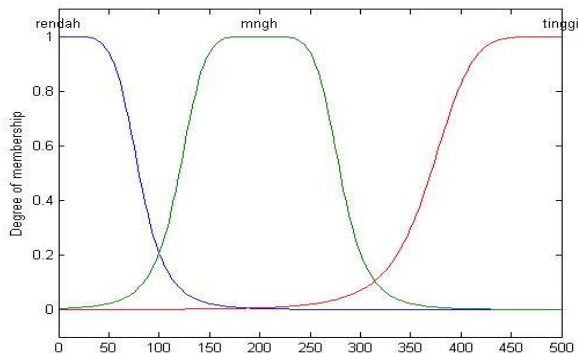
*n* = jumlah input

- Jumlah fungsi keanggotaan untuk setiap input

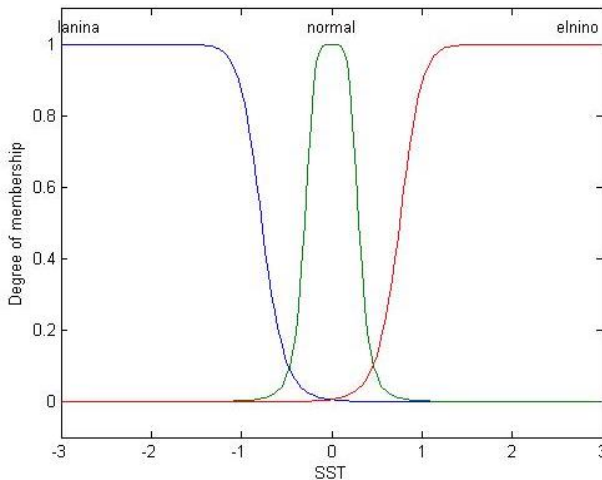
Tidak ada metode khusus yang digunakan untuk menentukan jumlah fungsi keanggotaan untuk setiap input dalam *grid partition*. Jumlah fungsi keanggotaan yang digunakan untuk setiap input sesuai dengan klasifikasi curah hujan dan nilai SST. Dalam tugas akhir ini akan digunakan tiga buah fungsi keanggotaan untuk tiap input.

### 3.1.1.3 Inisialisasi Parameter Fungsi Keanggotaan

Fungsi keanggotaan yang digunakan dalam perancangan ini adalah fungsi generalisasi bell dengan pertimbangan bentuk kurva bell yang memiliki tingkat kehalusan dan kesederhanaan notasi seperti yang ditunjukkan pada persamaan (4) dan (10). Parameter-parameter yang akan diinisialisasi pada setiap fungsi keanggotaan adalah {a,b,c}. Inisialisasi parameter premis dibangun berdasarkan data dan jenis fungsi keanggotaan.



**Gambar 3.2** Inisialisasi Parameter Input Pertama dan Ketiga (Curah Hujan)



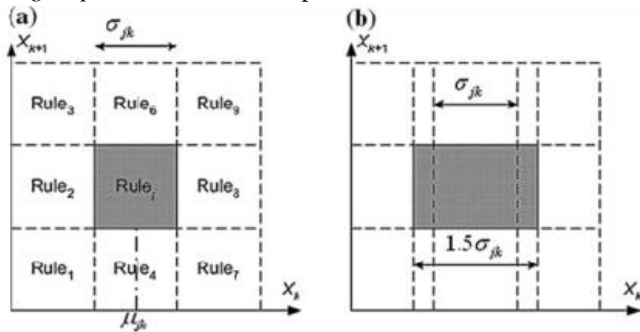
**Gambar 3.3** Inisialisasi Parameter Input Kedua (*Sea Surface Temperature*)

Jumlah *membership function* pada input curah hujan, Gambar 3.2, didasarkan pada klasifikasi nilai curah hujan, yaitu curah hujan rendah pada rentang 0-100 mm, curah hujan menengah pada rentang 101-300 mm, dan curah hujan tinggi pada rentang 301 hingga lebih dari 500 mm. Sedangkan jumlah *membership function* pada input temperatur permukaan air laut (SST), Gambar 3.3, didasarkan pada nilai anomali dengan temperatur normal permukaan air laut, anomali negatif yang berarti nilai temperatur sebenarnya kurang dari temperatur normal mengindikasikan terjadinya la nina, anomali nol berarti temperatur berada pada kondisi normal, dan anomali positif berarti nilai temperatur sebenarnya lebih dari temperatur normal yang mengindikasikan terjadinya el nino.

### 3.1.2 *Grid Partition*

*Grid Partition* atau partisi ruang input diperlukan untuk membentuk premis aturan *fuzzy*. Bagian premis sistem inferensi *fuzzy* mengimplementasikan partisi *fuzzy* dalam ruang input multidimensi. Gambar 3.4 (a) dan (b) menunjukkan *grid partition* dalam ruang input dua dimensi. Gambar 3.4(a) menunjukkan partisi ruang input pada permulaan *training* sebagai tahap inisialisasi sebelum metode untuk

mengubah bagian premis diterapkan, sementara pada gambar 3.4(b) metode *grid partition* telah diterapkan.



**Gambar 3.4** Metode *Grid Partition* (a)*Grid Partition* Seragam, (b) *Grid Partition* Adaptif

*Grid Partition* memerlukan jumlah *membership function* yang tidak terlalu banyak untuk setiap input karena jika terlalu banyak input akan terjadi permasalahan yang biasa disebut *curse of dimensionality*. Misalnya jika model fuzzy memiliki sembilan input dan dua *membership function* pada tiap inputnya, maka akan diperoleh  $2^9 = 512$  aturan fuzzy. Salah satu upaya untuk mengatasi masalah ini adalah menggunakan pemilihan input untuk memilih input yang relevan.

### 3.1.3 Hybrid Learning

Identifikasi parameter dilakukan pada proses pembelajaran. Pada proses *training*, parameter terus diperbaiki hingga sistem memperoleh parameter dengan performa terbaik. Pada proses *forward learning*, parameter konsekuen diperbaiki menggunakan metode *Least Square Error*, sementara pada *backward learning* parameter premis diperbaiki menggunakan metode *steepest descent*.

Algoritma *hybrid* mengatur parameter konsekuen secara *forward* atau maju dan *backward* atau mundur. Pada langkah *forward pass*, input jaringan berjalan maju hingga layer keempat dimana parameter konsekuen diidentifikasi menggunakan metode *least square*. Pada *backward pass*, error sinyal berjalan mundur dan parameter premis diperbaiki menggunakan metode *gradient descent*. Tabel 3.2 menunjukkan proses pada setiap langkah *learning*.

**Tabel 3.2** *Forward dan Backward Pass Algoritma Hybrid learning*

	Forward Pass	Backward Pass
Premise Parameters	Fixed	Gradient Descent
Consequent Parameters	Least-squares estimator	Fixed
Signals	Node outputs	Error signals

### 3.1.3.1 Jumlah Iterasi dan Toleransi *Error* Maksimum

Performa sistem dapat diperoleh melalui perhitungan *error*, selisih antara output yang ditunjukkan oleh sistem dengan output yang diharapkan, menggunakan *Root Mean Square Error* (RMSE).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (\overline{y_p} - y_p)^2}. \quad (56)$$

Dimana

$P$  = jumlah data *training*

$\overline{y_p}$  = nilai output sebenarnya data *training* ke- $p$

$y_p$  = nilai output prediksi data *training* ke- $p$

### 3.1.4 Proses *Training*

Untuk melakukan proses *training* dilakukan inisialisasi parameter premis yang diperoleh dari identifikasi struktur. Parameter-parameter tersebut adalah jumlah input ( $n$ ), jumlah *membership function* ( $Mf$ ), dan jumlah aturan *fuzzy*. Kemudian berikan input data *training* yang terdiri dari tiga input dan satu output target.

### 3.1.5 Algoritma tiap *Layer*

Berikut adalah algoritma yang dilakukan pada setiap *layer*

Langkah 0. Inisialisasi parameter dari proses *training*

Langkah 1. Untuk setiap node kelompok data *testing*, hitung output-nya hingga *layer* lima, sehingga diperoleh  $O_{i,p}^5$ , dengan ( $j=0, \dots$ , input  $n-1$ )



$$O_{i,p}^1 = \mu_{A_h[j]}(input[j]) = \frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{Input[j] - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (57)$$

$$O_{i,p}^2 = w_i = \mu_{A_h[j]}(input[j]) \times \mu_{A_h[j+1]}(input[j+1]) \times \dots \times \mu_{A_h[n-1]}(input[n-1]) \quad (58)$$

$$O_{i,p}^3 = \overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum_{g=0}^{(rules\_n)-1} w_g} \quad (59)$$

$$O_{i,p}^4 = O_{i,p}^3 \times f_i = \overline{w_i} \times f_i \quad (60)$$

$$O_{i,p}^5 = \sum_i O_{i,p}^4 = \sum_i \overline{w_i} \times f_i = \frac{\sum_i \overline{w_i} \times f_i}{\sum_i w_i} \quad (61)$$

Langkah 2. Hitung RMSE *testing*

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (O_{i,p}^5 - target_p)^2} \quad (62)$$

## 3.2 Perawatan

Dalam penggunaan peralatan, diperlukan adanya perawatan yang bertujuan untuk mengoptimalkan keandalan komponen – komponen tersebut. Perawatan yang dilakukan harus efektif dan efisien agar tidak banyak membuang waktu dan biaya. Dengan adanya perawatan, diharapkan peralatan mampu memberikan performansi yang optimal dalam penggunaannya.

### 3.2.1 Distribusi kerusakan SUTET

Untuk memperoleh fungsi densitas probabilitas, diperlukan data interval kerusakan pada komponen, dalam hal ini adalah SUTET.

Kerusakan yang dapat menjadi data input pada tugas akhir ini adalah kerusakan pada kabel *Ground Steel Wire / Optic Ground Wire* yang dapat disebabkan oleh kondisi cuaca, terutama hujan, yaitu kondisi kawat rantis, kendor, dan putus. Dari data yang telah diperoleh, dilakukan *fitting data* berdasarkan interval terjadinya kerusakan untuk memperoleh fungsi densitas probabilitas yang akan digunakan untuk memperoleh fungsi keandalan. Untuk memperoleh fungsi densitas probabilitas, interval kerusakan dipetakan dalam grafik dua sumbu, dimana sumbu horizontal merupakan sumbu waktu, sementara sumbu vertikal merepresentasikan nilai probabilitas kerusakan pada fungsi densitas probabilitas. Setiap terjadi kerusakan pada interval yang sama, maka akan dibuat titik pada nilai  $t$  yang sama. Kemudian semua titik dihubungkan dan didekati menggunakan fungsi distribusi seperti yang dijelaskan pada bagian 2.5.2.

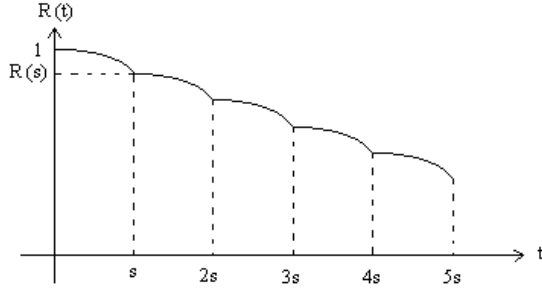
### 1.2.2 Interval perawatan

Dengan mengetahui fungsi densitas probabilitas dari *fitting data* kerusakan, fungsi tersebut dapat dikonversikan menjadi fungsi keandalan dengan persamaan berikut

$$R(t) = 1 - \int_0^t f(\xi) d\xi \quad (63)$$

Fungsi keandalan kemudian digunakan untuk memperoleh interval perawatan optimal dengan nilai keandalan tertentu menggunakan *Software Weibull++*.

Dengan mengasumsikan interval perawatan secara berkala bernilai  $s$  dan keandalan  $R(t)$ , peralatan dapat berperilaku seperti masih baru walaupun keandalannya telah berkurang. Sementara, tujuan perawatan adalah untuk menaikkan keandalan. Biasanya perawatan diberlakukan untuk *life time* komponen yang bukan berdistribusi eksponensial. Dengan perawatan periodik komponen bernilai  $s$ , akan diperoleh kurva seperti pada gambar 3.5



**Gambar 3.5** Kurva Keandalan dengan Perawatan

Keandalan sebuah sistem atau komponen yang diberikan perawatan periodik didefinisikan sebagai  $R_m$ . Untuk memperoleh keandalan sistem atau komponen yang telah diberikan  $n$  perawatan dapat digunakan persamaan (64)

$$ns < t < (n+1)s \rightarrow R_m(t) = R_n(s)R(t - ns) \quad (64)$$

Sebaliknya, untuk memperoleh interval perawatan, diperlukan fungsi keandalan dari komponen yang akan dianalisa. Setelah mengetahui fungsi keandalan, dengan memberikan nilai keandalan yang diinginkan pada waktu evaluasi keandalan. Dalam tugas akhir ini, akan dilakukan analisa keandalan untuk 30 hari operasi dengan nilai keandalan yang diharapkan sama dengan 0.85. Untuk memperoleh interval perawatan, dapat digunakan nilai  $t=30$ , sehingga

$$R_m(30) = 0.85 \quad (65)$$

Dengan mengasumsikan interval perawatan sebagai  $u$ , dan rasio waktu keandalan yang dianalisa dengan interval perawatan sebagai  $n$ , maka dapat diperoleh persamaan berikut

$$R_m(30) = R(u)^{\left\lceil \frac{30}{u} \right\rceil} R\left(30 - \left\lceil \frac{30}{u} \right\rceil u\right) = 0.85 \quad (66)$$

dimana  $R(u)$  merupakan fungsi keandalan tanpa perawatan yang diperoleh dari fungsi densitas probabilitas. Dengan mensubstitusikan persamaan fungsi  $R(u)$  kedalam persamaan (66), nilai  $u$  dapat diperoleh.

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BAB 4

### HASIL DAN ANALISA

Pada bab ini akan dijelaskan hasil prediksi menggunakan ANFIS pada *toolbox fuzzy* Matlab dan interval perawatan yang diperoleh.

#### 4.1 Pengujian Sistem

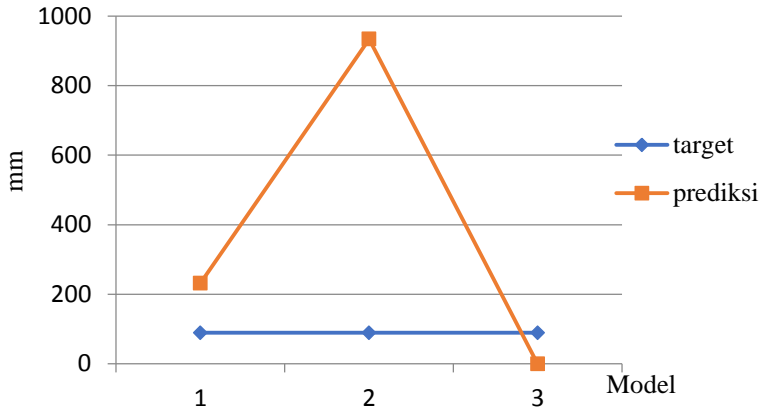
Pengujian dilakukan pada dua pos hujan dengan klasifikasi data tiap posnya adalah sebagai berikut

**Tabel 4.1** Klasifikasi Data *Training* dan *Testing*

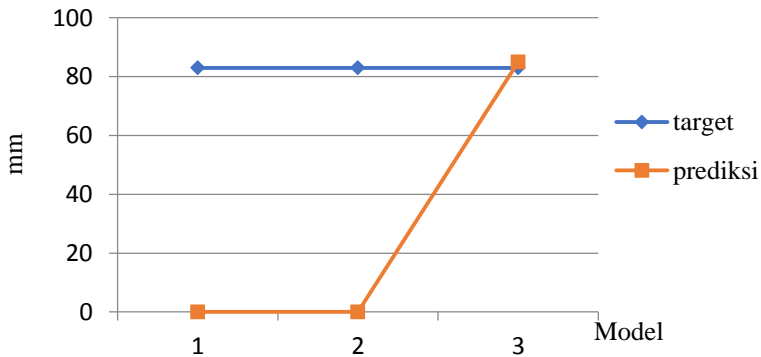
Data <i>training</i>	Januari 1985 – Desember 2014
Data <i>testing</i>	Januari 2015 – Agustus 2017

Data *training* akan digunakan untuk melakukan *learning* pada model ANFIS, sementara data *testing* digunakan untuk memverifikasi model ANFIS setelah diberikan *training*. Performa model diukur berdasarkan hasil yang diperoleh pada proses *testing*, sehingga dapat dikatakan bahwa performa terbaik diperoleh pada model dengan *error testing* paling rendah. Dalam beberapa kasus, dapat terjadi *error* yang besar pada proses *testing*, sementara pada proses *training* terdapat *error* yang kecil. *Error* yang besar pada proses *testing* menunjukkan performa model yang kurang baik terhadap input yang tidak diharapkan, sehingga digunakan tolok ukur *error testing* untuk mengukur performa model.

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan mengenai permasalahan yang dapat ditimbulkan oleh jumlah input dan *membership function* yang terlalu banyak. Jika jumlah input lebih besar dari empat atau lima, *curse of dimentionality* dapat terjadi. Sehingga dengan menggunakan tiga input dengan tiga jenis model, terdapat tiga set input-output untuk setiap bulan. Data prediksi yang akan digunakan untuk analisa interval perawatan adalah output dari model dengan *error* terendah dari tiga jenis model yang telah melalui proses *training* dan *testing*. Berikut adalah hasil prediksi untuk bulan Juni, Juli, dan Agustus menggunakan tiga kelompok data yang berbeda.

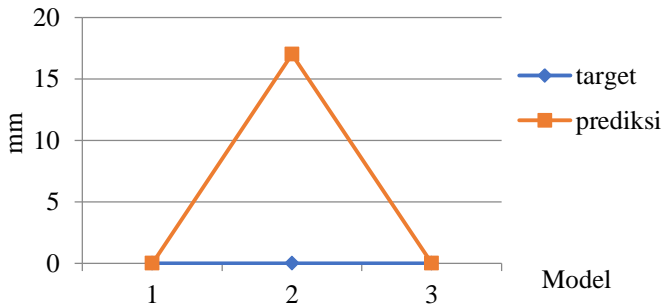


**Gambar 4.1** Prediksi Curah Hujan Pos Grati untuk bulan Juni 2017

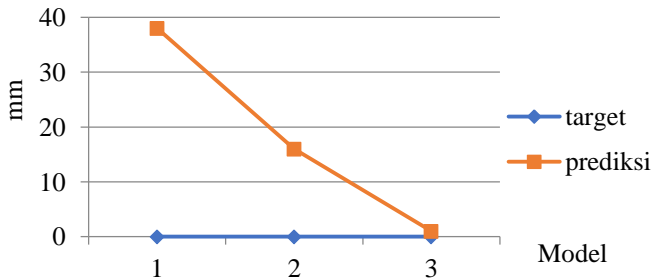


**Gambar 4.2** Prediksi Curah Hujan Pos Gempol untuk bulan Juni 2017

Berdasarkan hasil prediksi pada bulan Juni di atas, *error* terendah terdapat pada model ketiga. Namun, karena pengujian dilakukan tidak hanya untuk memperoleh data 2017, namun juga 2015 dan 2016 untuk disesuaikan dengan data perawatan, data prediksi terbaik diperoleh menggunakan model kedua. Terdapat pula *error* yang besar bernilai negatif pada hasil prediksi bernilai 0. Namun, nilai negatif dapat diabaikan, maka digunakan nilai 0 untuk memberikan nilai yang realistis.

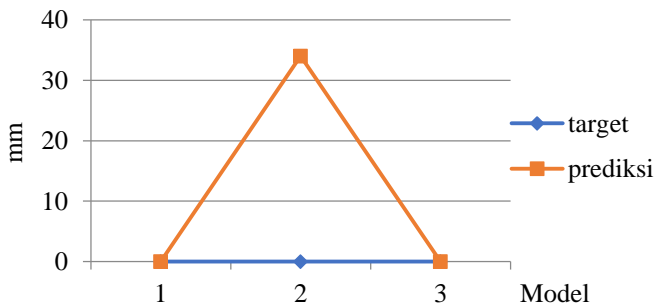


**Gambar 4.3** Prediksi Curah Hujan Pos Grati untuk bulan Juli 2017

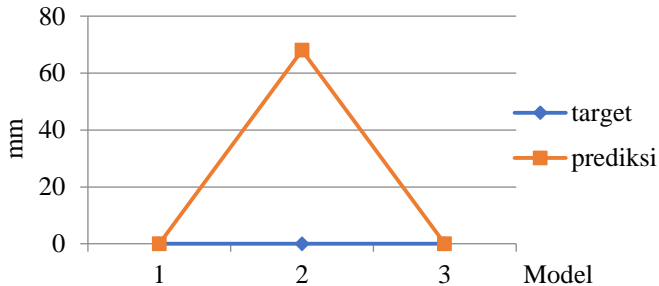


**Gambar 4.4** Prediksi Curah Hujan Pos Gempol untuk bulan Juli 2017

Pada hasil prediksi curah hujan untuk bulan Juli di atas, *error* terendah terdapat di model pertama. Sementara pada untuk keseluruhan hasil prediksi, *error* terendah terdapat pada model ketiga.



**Gambar 4.5** Prediksi Curah Hujan Pos Grati untuk bulan Agustus 2017



**Gambar 4.6** Prediksi Curah Hujan Pos Gempol untuk Bulan Agustus 2017

Pada hasil prediksi pada bulan Agustus di atas, *error* terendah terdapat di model pertama dan ketiga. Sementara pada untuk keseluruhan hasil prediksi, *error* terendah terdapat pada model ketiga.

Prediksi utamanya dilakukan untuk memberikan interval perawatan berdasarkan kondisi curah hujan pada bulan Juni, Juli, dan Agustus 2017. Berikut adalah hasil prediksi dengan *error* terendah untuk bulan Juni-Agustus 2017.

**Tabel 4.2** Hasil Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, Agustus 2017 dengan *Error* Minimum

Bulan	Model Prediksi	Output Gempol (mm)	Output Grati (mm)	Error Training	Error Testing	Epoch
Juni	M-2	232.21	-18.9	28.48	520.79	6
Juli	M-3	-85.43	1.18	0.18	34.88	100
Agustus	M-3	0.024	0.08	0.087	26.6	24

Dari tabel di atas terlihat bahwa *error testing* yang diperoleh untuk bulan Agustus merupakan yang paling minimum dibanding *error* pada bulan Juni dan Juli, sementara untuk bulan Juni lebih dari 500 mm. Hal ini disebabkan oleh data *training* dengan nilai yang kurang merepresentasikan data yang digunakan untuk *testing*. Hal yang demikian dapat terjadi akibat adanya anomali pada data *testing*. Nilai *epoch* menunjukkan proses *learning* ANFIS. Semakin banyak *epoch*



berarti proses *learning* semakin lama mencapai nilai *error* minimum yang dapat dijangkau oleh sistem. Pada *epoch* yang bersesuaian, nilai *error* telah berada pada kondisi saturasi karena parameter ANFIS tidak dapat di-*update* lagi.

Nilai curah hujan target pada Bulan Juni adalah 89 dan 83 mm, sementara pada Bulan Juli dan Agustus adalah 0 mm untuk kedua pos hujan. Dari nilai target output terdapat rentang nilai output yang cukup tinggi antara bulan Juni dan Juli-Agustus, sementara input curah hujan untuk model M-2 Bulan Juni sama dengan input curah hujan model M-3 Bulan Juli. Sementara input anomali SST pada bulan Juni dan Juli adalah -0,17, dan input SST untuk Bulan Agustus adalah 0,43. Nilai SST ini berarti bahwa pada dalam memprediksi Curah Hujan Bulan Juni dan Juli, kondisi anomali masih mengindikasikan pancaroba dari musim penghujan. Sementara dalam prediksi Bulan Agustus, kondisi anomali mendekati indikasi musim kemarau. Dari data input prediksi dapat dikatakan bahwa untuk Bulan Juni dan Juli terdapat nilai yang sama untuk memprediksi target output berbeda yang memiliki rentang lebih dari 80. Hasil prediksi menunjukkan *error* yang lebih kecil terdapat pada Bulan Juli, sehingga dapat dikatakan untuk melakukan prediksi Curah Hujan Bulan Juni data input kurang merepresentasikan kondisi target curah hujan yang akan dicapai, namun cukup baik untuk memberikan hasil prediksi Bulan Juli.

Data dengan *error* minimum diperoleh tidak hanya dari model ANFIS dengan kelompok data M-1, namun juga M-2 pada prediksi Bulan Juli. Hal ini menunjukkan bahwa curah hujan pada dua hingga tiga bulan sebelumnya juga berkorelasi dengan curah hujan pada bulan M. Kejadian ini dapat berarti bahwa kondisi pada dua hingga tiga bulan dapat mempengaruhi kondisi pada bulan M dalam hal memperlambat kondisi yang seharusnya sudah dimulai pada bulan M tersebut.

#### **4.1.1 Klasifikasi curah hujan**

Nilai curah hujan yang telah di peroleh dari prediksi ANFIS sejak bulan Januari 2015 hingga Agustus 2017 diklasifikasikan berdasarkan nilainya untuk mempermudah analisa hubungan antara jumlah curah hujan dengan interval perawatan SUTET yang diperlukan. Berikut adalah klasifikasi curah hujan menjadi sembilan kelas

**Tabel 4.3** Klasifikasi Rentang Curah Hujan

Tingkatan kelas	Rentang nilai
Sangat Rendah (SR)	0-25 mm
Agak Rendah (AR)	26-50 mm
Rendah (R)	51-100 mm
Menengah Rendah (MR)	101-150 mm
Menengah (M)	151-200 mm
Menengah Tinggi (MT)	200-300 mm
Tinggi (T)	300-400 mm
Agak Tinggi (AT)	400-500 mm
Sangat Tinggi (ST)	>500 mm

Klasifikasi pertama hingga ketiga merupakan indikasi musim kemarau karena curah hujan rendah, sementara kelas ke empat hingga ke enam merupakan indikasi curah hujan menengah yang dapat terjadi pada bulan-bulan pancaroba, perubahan dari musim kemarau menuju musim penghujan atau sebaliknya, namun tidak menutup kemungkinan dapat terjadi pada bulan yang termasuk dalam musim kemarau atau musim penghujan. Klasifikasi ketujuh hingga kesembilan merupakan indikasi musim penghujan.

## 4.2 Distribusi Data Kerusakan dan Interval Perawatan

Dilakukan *fitting* data kerusakan dalam interval harian untuk membentuk kurva distribusi kerusakan. Menggunakan *Software Weibull++* dengan nilai keandalan yang diharapkan sebesar 0,85 diperoleh Interval Perawatan yang diperlukan bersesuaian dengan curah hujan pada bulan yang sama.

**Tabel 4.4** Interval Perawatan pada Bulan Juni, Juli, Agustus 2017

NOMOR BAY	Bulan	Pos Hujan	Tingkatan	Interval Perawatan (hari)	Curah Hujan (mm)
197	Jun	Grati	MT	6	232
	Jul		SR	6	0
	Ags		AR	6	0

NOMOR BAY	Bulan	Pos Hujan	Tingkatan	Interval Perawatan (hari)	Curah Hujan (mm)
205	Jun	Grati	MT	6	232
	Jul		SR	6	0
	Ags		AR	6	0
206	Jun		MT	6	232
	Jul		SR	6	0
	Ags		AR	6	0
211	Jun		MT	6	232
	Jul		SR	6	0
	Ags		AR	6	0
215	Jun		MT	6	232
	Jul		SR	6	0
	Ags		AR	6	0
222	Jun		MT	6	232
	Jul		SR	6	0
	Ags		AR	6	0
230	Jun	Gempol	SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
231	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
232	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
241	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
242	Jun		SR	6	0

NOMOR BAY	Bulan	Pos Hujan	Tingkatan	Interval Perawatan (hari)	Curah Hujan (mm)
242	Jul	Gempol	SR	7	1
	Ags		AR	6	0
249	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
253	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
256	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0
279	Jun		SR	6	0
	Jul		SR	7	1
	Ags		AR	6	0

Dari data kerusakan yang diperoleh sebelumnya digunakan untuk mencari fungsi keandalan. Dengan mengetahui fungsi keandalan dan mensubstitusikan nilai keandalan menjadi 0,85 untuk setiap *bay* diperoleh jumlah hari perawatan sesuai dengan fungsi distribusi masing-masing.

Dari data yang telah diperoleh, jumlah interval perawatan setiap *bay* pada tiap bulan tidaklah sama atau memberikan hasil yang linear. Data yang diperoleh cenderung acak, namun karena hasil prediksi curah hujan di pos Kawedanan Grati berada pada tingkatan menengah tinggi, sangat rendah dan agak rendah, data yang diperoleh berada pada tiga kelas yang cukup luas rentangnya, sementara data untuk curah hujan pos Gempol berada pada rentang rendah, tepatnya sangat rendah dan agak rendah. Dengan demikian, keputusan yang diambil adalah jumlah interval perawatan di kondisi curah hujan yang sama dengan asumsi banyak perawatan merupakan nilai tertinggi agar efisien.

Pos hujan Gempol dan pos hujan Kawedanan Grati digunakan sebagai sampel disebabkan oleh letaknya yang berada di kecamatan yang sama dengan lokasi SUTET. Namun karena faktor lokasi yang cukup luas antara kedua pos hujan tidak menutup kemungkinan terdapat faktor lain yang mempengaruhi kondisi di lokasi SUTET.

### 4.3 Analisa Korelasi

Interval Perawatan pada tiap SUTET didasarkan hasil perawatan SUTET sebelumnya pada kondisi curah hujan yang sama. Hal ini dilakukan dengan hipotesa adanya korelasi antara curah hujan dengan Interval Perawatan yang diperlukan. Untuk mengetahui korelasi sebenarnya antara curah hujan dengan perawatan, dilakukan analisa menggunakan tes sampel independen Kruskal-Wallis karena data tidak terdistribusi normal. Namun, untuk memberikan skala pada curah hujan, digunakan rata-rata pada data setiap kelas sehingga dapat diperoleh hanya beberapa kelas untuk pengujian korelasi.

Untuk melakukan analisa korelasi digunakan 117 data acak interval perawatan dengan curah hujan yang bersesuaian. Dari tes ini diperoleh *p-value* atau level signifikansi 0.346. Sementara titik kritis untuk menguji signifikansi adalah 0.05. Karena nilai level signifikansi lebih dari titik kritis maka interpretasi dari hasil signifikansi adalah curah hujan tidak memberikan pengaruh terhadap interval perawatan secara signifikan. Hal ini dapat terjadi karena rasio data curah hujan tidak proporsional, terdapat kecenderungan ketersediaan data yang lebih banyak pada nilai curah hujan menengah hingga tinggi. Begitu pula dengan data kerusakan yang tidak tersedia seluruhnya selama 2015 hingga 2017.

Dilakukan analisa korelasi menggunakan data interval perawatan dengan rentang curah hujan sebagai acuan pengambilan interval perawatan yang diperlukan pada bulan Juni, Juli, dan Agustus. Digunakan sebanyak 45 data curah hujan dan perawatan yang bersesuaian. Data curah hujan bervariasi pada nilai 0, 1, dan 232. Sementara variasi data perawatan hanya ada pada nilai 6 dan 7 hari. Digunakan metode yang sama dengan kelompok data acak untuk menganalisa kelompok data ini. Dengan titik kritis yang sama, yaitu 0.05, diperoleh *p-value* = 0. Hal ini berarti terdapat korelasi antara kedua data.

Dari uji korelasi yang telah dilakukan menggunakan dua macam kelompok data, yaitu data acak dan data prediksi, terdapat nilai yang

cukup jauh antara uji signifikansi korelasi antara keduanya. Sementara, jenis data yang digunakan pada kedua kelompok data adalah sama. Namun, data prediksi yang telah diperoleh menggunakan informasi curah hujan dapat memberikan hasil yang sesuai dengan hipotesa dimana curah hujan berkorelasi dengan interval perawatan yang diperlukan oleh komponen SUTET.

## **BAB 5**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Dari keseluruhan pengerjaan tugas akhir ini, dapat diperoleh beberapa konklusi, yaitu

1. ANFIS dapat digunakan sebagai metode untuk memprediksi curah hujan
2. Jenis kelompok data yang berbeda pada model ANFIS dapat mempengaruhi hasil prediksi
3. Output ANFIS dapat berubah seiring dengan pengaturan parameter tiap waktunya
4. *Error* untuk data prediksi bergantung pada jumlah data yang digunakan untuk *training* maupun *testing*.
5. Data *training* yang kurang merepresentasikan data *testing* dapat menyebabkan *error* yang jauh lebih besar pada saat *testing*
6. Terdapat korelasi yang cukup antara interval perawatan kabel GSW/OPGW SUTET dengan curah hujan

#### **5.2 Saran**

Tugas akhir ini menggunakan metode ANFIS untuk memprediksi curah hujan, namun metode lain dapat pula diimplemetasikan sebagai alternatif. Pada penelitian dengan topik serupa sebaiknya dilakukan pengkajian jumlah dan korelasi data yang tersedia sebelum menentukan input-output dan model ANFIS. Kemudian, data curah hujan yang digunakan ataupun yang diprediksi dapat berupa data pada rentang waktu yang berbeda dan dapat dinormalisasi terlebih dahulu. Sementara untuk memudahkan analisa, sebaiknya diperoleh informasi yang lebih rinci mengenai ketersediaan data kerusakan pada komponen yang akan dianalisa.

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*



## Daftar Pustaka

- [1] Lee, Sunyoung, “*Rainfall Prediction Using Artificial Neural Networks*”, Journal of Geographic Information and Decision Analysis, vol. 2, no. 2, pp. 233 - 242, 1998
- [2] Abbas, Gholam, “*Spring rainfall prediction based on remote linkage controlling using adaptive neuro-Fuzzy inference system (ANFIS)*”, 2012
- [3] Tongwan, Teerawat, “*An Estimation of Rainfall using Fuzzy Set-Genetic Algorithms Model*” of American J. of Engineering and Applied Sciences 4 (1), pp 77-81, 2011
- [4] Zadeh, L.A, “*Fuzzy Sets*”, Journal Information and Control, pp. 338 - 353, 1965
- [5] Schmid, Christian, “*Crisp and fuzzy logic*” [Online], Available : <http://virtual.cvut.cz/course/syscontrol/node112.html>, diakses 13 Mei 2017, 2005
- [6] Kusumadewi, Cici, “*Logika Fuzzy*” [Online], Available : <https://simponi.mdp.ac.id/materi201120121/TI421/032076/TI421-032076-590-5.doc>, diunduh 25 April 2017
- [7] Goretti, Maria, “*Pendekatan adaptive neuro-fuzzy Inference System (ANFIS) untuk prediksi curah hujan*”, Tugas Akhir Statistika ITS, Surabaya, 2006
- [8] Misra, K. B. ” *Handbook of Performability Engineering* ”, Jaipur, Springer. 2008
- [9] Ramakumar, R. “*Engineering Reliability*”, New Jersey, Prentice Hall.Inc. 1993.
- [10] Alkaff, Abdullah. “*Diktat Mata Kuliah Teknik Keandalan*”, Surabaya
- [11] Reliasoft Corp, “*Life Data Analysis Reference*” [Online], Available : [www.synthesisplatform.net/references/Life\\_Data\\_Analysis\\_Reference.pdf](http://www.synthesisplatform.net/references/Life_Data_Analysis_Reference.pdf), diunduh 2 Juni 2017, 2015
- [12] Climate Prediction Center. “*Historical El Nino/ La Nina episodes (1950-present)*” [Online], Available : [http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis\\_monitoring/ensostuff/ensoyears.shtml](http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ensoyears.shtml), diakses 2 April 2017, 2015

*(halaman ini sengaja dikosongkan)*

## LAMPIRAN

### A1. Data Training dan Testing

Untuk membangun model digunakan data *training* berikut, sementara data *Testing* dilakukan untuk memperoleh hasil prediksi dari model dan dievaluasi performansinya

1. Tabel Data *Training* Model M-1 untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	Target CH Jun (mm)	CH May (mm)	FMA	CH Jun (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Jun (mm)	MAM	CH Jul (mm)	Target CH Ags (mm)
228	-0,3	61	0	61	-0,3	0	0	0	-0,4	0	0
241	-0,7	6	107	6	-0,7	107	60	107	-0,7	60	0
89	-0,7	1	109	1	-0,7	109	2	109	-0,7	2	0
504	-1,4	175	110	175	-1,1	110	82	110	-0,9	82	2
168	-1,4	90	97	90	-1,1	97	6	97	-0,9	6	0
199	0,2	273	44	273	0,2	44	5	44	0,2	5	0
85	0,2	132	13	132	0,2	13	14	13	0,2	14	0
72	0,1	3	0	3	0,2	0	0	0	0,3	0	0

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)
56	0,1	12	0	12	0,2	0	0	0	0,3	0	0
148	0,7	0	100	0	0,5	100	25	100	0,3	25	0
128	0,7	49	113	49	0,5	113	4	113	0,3	4	0
336	-1,2	74	20	74	-1	20	0	20	-0,9	0	0
196	-1,2	66	7	66	-1	7	0	7	-0,9	0	0
183	-1,4	63	0	63	-1,1	0	0	0	-0,9	0	0
125	-1,4	39	0	39	-1,1	0	0	0	-0,9	0	0
44	0,3	125	0	125	0,2	0	8	0	0,1	8	0
0	0,3	37	2	37	0,2	2	0	2	0,1	0	0
262	0,6	33	230	33	0,5	230	19	230	0,5	19	14
141	0,6	3	164	3	0,5	164	38	164	0,5	38	0
133	-0,6	148	48	148	-0,4	48	0	48	-0,1	0	0
33	-0,6	139	266	139	-0,4	266	0	266	-0,1	0	0
520	1,2	170	35	170	0,9	35	76	35	0,5	76	70
167	1,2	250	60	250	0,9	60	67	60	0,5	67	0

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)
48	-1	220	40	220	-0,7	40	0	40	-0,5	0	0
240	-1	35	0	35	-0,7	0	0	0	-0,5	0	0
47	-0,5	35	78	35	-0,4	78	0	78	-0,4	0	0
220	-0,5	67	0	67	-0,4	0	0	0	-0,4	0	0
110	-0,4	220	250	220	-0,3	250	50	250	-0,2	50	0
210	-0,4	160	330	160	-0,3	330	50	330	-0,2	50	0
225	-0,5	134	5	134	-0,4	5	0	5	0,2	0	0
29	-0,5	134	56	134	-0,4	56	0	56	0,2	0	0

CH : Curah Hujan

JFM : Anomali temperatur air laut di Bulan Januari Februari Maret

FMA : Anomali temperatur air laut di Bulan Februari Maret April

MAM : Anomali temperatur air laut di Bulan Maret April Mei

2. Tabel Data *Testing* Model M-1 untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

<i>Testing Juni</i>				<i>Testing Juli</i>				<i>Testing Agustus</i>			
CH Apr (mm)	JFM	CH May (mm)	Target CH Jun (mm)	CH May (mm)	FMA	CH Jun (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Jun (mm)	MAM	CH Jul (mm)	Target CH Ags (mm)
230	0,5	120	30	120	0,6	30	0	30	0,7	0	0
310	0,5	69	32	69	0,6	32	0	32	0,7	0	0
220	2	167	229	167	1,6	229	125	229	1,1	125	65
120	2	176	189	176	1,6	189	77	189	1,1	77	14
170	-0,17	98	89	98	-0,17	89	0	89	0,43	0	0
75	-0,17	73	83	73	-0,17	83	0	83	0,43	0	0

CH : Curah Hujan

JFM : Anomali temperatur air laut di Bulan Januari Februari Maret

FMA : Anomali temperatur air laut di Bulan Februari Maret April

MAM : Anomali temperatur air laut di Bulan Maret April Mei

3. Tabel Data *Training* Model M-2 untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Mar (mm)	JFM	CH Apr (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Apr (mm)	FMA	CH Mei (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Mei (mm)	MAM	CH Jun (mm)	Target CH Ags (mm)
207	-0,4	228	0	228	-0,3	61	0	61	-0,4	0	0
307	-0,7	241	107	241	-0,7	6	60	6	-0,7	60	0
183	-0,7	89	109	89	-0,7	1	2	1	-0,7	2	0
299	-0,9	504	110	504	-1,1	175	82	175	-0,9	82	2
198	-0,9	168	97	168	-1,1	90	6	90	-0,9	6	0
344	0,2	199	44	199	0,2	273	5	273	0,2	5	0
108	0,2	85	13	85	0,2	132	14	132	0,2	14	0
840	0,3	72	0	72	0,2	3	0	3	0,3	0	0
429	0,3	56	0	56	0,2	12	0	12	0,3	0	0
333	0,3	148	100	148	0,5	0	25	0	0,3	25	0
142	0,3	128	113	128	0,5	49	4	49	0,3	4	0
384	-0,9	336	20	336	-1	74	0	74	-0,9	0	0
312	-0,9	196	7	196	-1	66	0	66	-0,9	0	0

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Mar (mm)	JFM	CH Apr (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Apr (mm)	FMA	CH Mei (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Mei (mm)	MAM	CH Jun (mm)	Target CH Ags (mm)
443	-0,9	183	0	183	-1,1	63	0	63	-0,9	0	0
106	-0,9	125	0	125	-1,1	39	0	39	-0,9	0	0
552	0,1	44	0	44	0,2	125	8	125	0,1	8	0
241	0,1	0	2	0	0,2	37	0	37	0,1	0	0
302	0,5	262	230	262	0,5	33	19	33	0,5	19	14
220	0,5	141	164	141	0,5	3	38	3	0,5	38	0
297	-0,1	133	48	133	-0,4	148	0	148	-0,1	0	0
132	-0,1	33	266	33	-0,4	139	0	139	-0,1	0	0
219	0,5	520	35	520	0,9	170	76	170	0,5	76	70
210	0,5	167	60	167	0,9	250	67	250	0,5	67	0
220	-0,5	48	40	48	-0,7	220	0	220	-0,5	0	0
308	-0,5	240	0	240	-0,7	35	0	35	-0,5	0	0
310	-0,4	47	78	47	-0,4	35	0	35	-0,4	0	0
240	-0,4	220	0	220	-0,4	67	0	67	-0,4	0	0



CH Mar (mm)	JFM	CH Apr (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Apr (mm)	FMA	CH Mei (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Mei (mm)	MAM	CH Jun (mm)	Target CH Ags (mm)
510	-0,2	110	250	110	-0,3	220	50	220	-0,2	50	0
270	-0,2	210	330	210	-0,3	160	50	160	-0,2	50	0
210	0,2	225	5	225	-0,4	134	0	134	0,2	0	0
210	0,2	29	56	29	-0,4	134	0	134	0,2	0	0

CH : Curah Hujan

JFM : Anomali temperatur air laut di Bulan Januari Februari Maret

FMA : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Februari Maret April

MAM : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Maret April Mei

4. Tabel Data *Testing* Model M-2 untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

<i>Testing Juni</i>				<i>Testing Juli</i>				<i>Testing Agustus</i>			
CH Mar (mm)	JF M	CH Apr (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Apr (mm)	FMA	CH Mei (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Mei (mm)	MAM	CH Jun (mm)	Target CH Ags (mm)
358	1	1	30	230	1	120	0	30	1	0	0
177	1	1	32	310	1	69	0	32	1	0	0
259	1	2	229	220	2	167	125	229	1	125	65
125	1	2	189	120	2	176	77	189	1	77	14
350	0	170	89	170	0	98	0	98	0	89	0
250	0	75	83	75	0	73	0	73	0	83	0

CH : Curah Hujan

JFM : Anomali temperatur air laut di Bulan Januari Februari Maret

FMA : Anomali temperatur air laut di Bulan Februari Maret April

MAM : Anomali temperatur air laut di Bulan Maret April Mei

5. Tabel Data *Training* Model M-3 untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Feb (mm)	JFM	CH Mar (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Mar (mm)	FMA	CH Apr (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Apr (mm)	MAM	CH Mei (mm)	Target CH Ags (mm)
517	-0,3	207	0	207	-0,3	228	0	228	-0,4	61	0
437	-0,7	307	107	307	-0,7	241	60	241	-0,7	6	0
137	-0,7	183	109	183	-0,7	89	2	89	-0,7	1	0
218	-1,4	299	110	299	-1,1	504	82	504	-0,9	175	2
256	-1,4	198	97	198	-1,1	168	6	168	-0,9	90	0
298	0,2	344	44	344	0,2	199	5	199	0,2	273	0
201	0,2	108	13	108	0,2	85	14	85	0,2	132	0
444	0,1	840	0	840	0,2	72	0	72	0,3	3	0
295	0,1	429	0	429	0,2	56	0	56	0,3	12	0
397	0,7	333	100	333	0,5	148	25	148	0,3	0	0
282	0,7	142	113	142	0,5	128	4	128	0,3	49	0
262	-1,2	384	20	384	-1	336	0	336	-0,9	74	0
294	-1,2	312	7	312	-1	196	0	196	-0,9	66	0

<i>Training Juni</i>				<i>Training Juli</i>				<i>Training Agustus</i>			
CH Feb (mm)	JFM	CH Mar (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Mar (mm)	FMA	CH Apr (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Apr (mm)	MAM	CH Mei (mm)	Target CH Ags (mm)
353	-1,4	443	0	443	-1,1	183	0	183	-0,9	63	0
307	-1,4	106	0	106	-1,1	125	0	125	-0,9	39	0
359	0,3	552	0	552	0,2	44	8	44	0,1	125	0
280	0,3	241	2	241	0,2	0	0	0	0,1	37	0
475	0,6	302	230	302	0,5	262	19	262	0,5	33	14
511	0,6	220	164	220	0,5	141	38	141	0,5	3	0
252	-0,6	297	48	297	-0,4	133	0	133	-0,1	148	0
221	-0,6	132	266	132	-0,4	33	0	33	-0,1	139	0
330	1,2	219	35	219	0,9	520	76	520	0,5	170	70
330	1,2	210	60	210	0,9	167	67	167	0,5	250	0
330	-1	220	40	220	-0,7	48	0	48	-0,5	220	0
259	-1	308	0	308	-0,7	240	0	240	-0,5	35	0
420	-0,5	310	78	310	-0,4	47	0	47	-0,4	35	0
340	-0,5	240	0	240	-0,4	220	0	220	-0,4	67	0
520	-0,4	510	250	510	-0,3	110	50	110	-0,2	220	0

CH Feb (mm)	JFM	CH Mar (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Mar (mm)	FMA	CH Apr (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Apr (mm)	MAM	CH Mei (mm)	Target CH Ags (mm)
179	-0,4	270	330	270	-0,3	210	50	210	-0,2	160	0
220	-0,5	210	5	210	-0,4	225	0	225	0,2	134	0
220	-0,5	210	56	210	-0,4	29	0	29	0,2	134	0

CH : Curah Hujan

JFM : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Januari Februari Maret

FMA : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Februari Maret April

MAM : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Maret April Mei

6. Tabel Data *Testing* Model M-3 untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

<i>Testing Juni</i>				<i>Testing Juli</i>				<i>Testing Agustus</i>			
CH Feb (mm)	JFM	CH Mar (mm)	Target CH Jun (mm)	CH Mar (mm)	FMA	CH Apr (mm)	Target CH Jul (mm)	CH Apr (mm)	MAM	CH Mei (mm)	Target CH Ags (mm)
230	1	120	30	30	1	0	0	30	1	0	0
310	1	69	32	32	1	0	0	32	1	0	0
220	2	167	229	229	2	125	65	229	1	125	65
120	2	176	189	189	2	77	14	189	1	77	14
320	0	350	89	350	0	170	0	170	0	98	0
225	0	250	83	250	0	75	0	75	0	73	0

CH : Curah Hujan

JFM : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Januari Februari Maret

FMA : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Februari Maret April

MAM : Anomali temperatur Air Laut di Bulan Maret April Mei

## A2. Hasil Prediksi

Berikut ini adalah data performansi yang diperoleh dari *Testing* model ANFIS untuk Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus 2015 hingga 2017

Tabel Hasil Prediksi Curah Hujan Bulan Juni, Juli, dan Agustus

bulan	target	M1				M2				M3			
		OUT	error TR	EPOCH	error TEST	OUT	error TR	EPOCH	error TEST	OUT	error TR	EPOCH	error TEST
jun	30	79	28	6	521	495	60	43	588	79	28	6	2121
	32	1278				166				1278			
	229	38				118				38			
	189	263				824				263			
	89	232				934				-4951			
	83	-19				-762				85			
jul	0	73	2	480	198	102	10	10	349	0	0	100	35
	0	73				-523				0			
	125	16				111				65			
	77	38				-591				14			
	0	-458				17				-85			

bulan	target	M1				M2				M3			
		OUT	<i>error</i> TR	EPOCH	<i>error</i> TEST	OUT	<i>error</i> TR	EPOCH	<i>error</i> TEST	OUT	<i>error</i> TR	EPOCH	<i>error</i> TEST
juli	0	38	2	480	198	16	10	10	349	1	0	100	35
ags	0	-108	0	24	420	-108	0	25	421	0	0,01	24	26,6
	0	-108				-108				0			
	65	-945				-945				1			
	14	-101				-101				1			
	0	-25				34				0			
	0	-29				68				0			

OUT : output *testing* ANFIS  
TR : *training*



### A3 Distribusi *Life Time* dan Interval Perawatan

Berikut ini adalah data interval perawatan pada tingkatan curah hujan pada bulan yang bersesuaian

Tabel Hasil Distribusi *Life Time* dan Interval Perawatan

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
197	3P WEIBULL	6	Jan-17	310	T	GRATI
	2P WEIBULL	5	Feb-1P7	320	T	
	GUMBEL	5	Mar-17	350	T	
205	3PWEIBULL	6	Mar-15	358	T	
	GUMBEL	7	Jun-15	30	AR	
	LOGNORMAL	6	Jul-15	0	SR	
	2PWEIBULL	5	Feb-16	550	ST	
	GUMBEL	6	Mar-16	259	MT	
	G-GAMMA	5	Apr-16	220	MT	
	LOGNORMAL	7	Mei-16	167	M	
	3PWEIBULL	4	Jul-16	229	MT	
	2PWEIBULL	5	Nov-16	215	MT	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
206	2PWEIBULL	6	Mar-15	358	T	GRATI
	GUMBEL	7	Jun-15	30	AR	
	LOGORMAL	7	Jul-15	0	SR	
	GUMBEL	6	Mar-16	259	MT	
	3PWEIBULL	5	Apr-16	220	MT	
	GUMBEL	6	Jun-16	229	MT	
	2PWEIBULL	4	Feb-17	320	T	
211	2PWEIBULL	5	Jun-16	229	MT	
	2PWEIBULL	6	Jul-16	125	MR	
	3PWEIBULL	6	Ags-16	65	R	
	3PWEIBULL	6	Sep-16	36	AR	
	3PWEIBULL	3	Okt-16	78	R	
	GUMBEL	6	Des-16	332	T	
	GUMBEL	2	Feb-17	320	T	
	3PWEIBULL	3	Mar-17	350	T	
215	3PWEIBULL	5	Jan-15	170	M	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
215	LOGNORMAL	7	Feb-15	212	MT	GRATI
	3PWEIBULL	6	Mar-15	358	T	
	3PWEIBULL	6	Apr-15	230	MT	
	2PWEIBULL	5	Mei-15	120	MR	
	3PWEIBULL	6	Jun-15	30	AR	
	GAMMA	4	Jul-15	0	SR	
	LOGNORMAL	7	Feb-16	550	ST	
	3PWEIBULLL	6	Mar-16	259	MT	
	GUMBEL	6	Apr-16	220	MT	
	3PWEIBULL	4	Jun-16	229	MT	
	2PWEIBULL	6	Jul-16	125	MR	
	3PWEIBULL	6	Ags-16	65	R	
	3PWEIBULL	4	Sep-16	36	AR	
	3PWEIBULL	3	Okt-16	78	R	
	GUMBELL	7	Des-16	332	T	
	GUMBEL	2	Feb-17	320	T	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
215	3PWEIBULL	3	Mar-17	350	T	GRATI
222	GUMBEL	7	Jan-15	312	T	
	LOGNORMAL	7	Feb-15	212	MT	
	3P WEIBULL	6	Mar-15	358	T	
	3P WEIBULL	6	Apr-15	230	MT	
	3P WEIBULL	6	Mei-15	120	MR	
	3P WEIBULL	6	Jun-15	30	AR	
	2P WEIBULL	8	Jul-15	0	SR	
	3P WEIBULL	5	Feb-16	550	ST	
	3P WEIBULL	5	Mar-16	259	MT	
	3P WEIBULL	6	Mei-16	167	M	
	GUMBEL	6	Jun-16	229	MT	
	2P WEIBULL	6	Jul-16	125	MR	
	LOGNORMAL	6	Agu-16	65	R	
	3P WEIBULL	6	Sep-16	36	AR	
	GUMBEL	5	Okt-16	78	R	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
222	3P WEIBULL	6	Des-16	332	T	GRATI
	2P WEIBULL	4	Jan-17	310	T	
	3P WEIBULL	6	Mar-17	350	T	
230	LOGNORMAL	5	Jan-15	312	T	GEMPOL
	GUMBEL	6	Feb-15	212	MT	
	GUMBEL	6	Mar-15	358	T	
	GAMMA	3	Apr-15	230	MT	
	LOGNORMAL	7	Mei-15	120	R	
	LOGNORMAL	7	Jun-15	30	AR	
	3P WEIBULL	6	Jan-17	310	T	
	GUMBEL	6	Feb-17	320	T	
	LOGNORMAL	6	Mar-17	350	T	
231	3P WEIBULL	6	Jan-17	310	T	
	GUMBEL	6	Feb-17	320	T	
	GUMBEL	1	Mar-17	350	T	
232	2P WEIBULL	6	Mar-15	358	T	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
232	GAMMA	4	Apr-15	230	MT	GEMPOL
	3P WEIBULL	6	Mei-15	120	MR	
	2P WEIBULL	5	Jun-15	30	AR	
	2P WEIBULL	5	Jul-15	0	SR	
	GAMMA	6	Mar-16	259	MT	
	GUMBEL	6	Apr-16	220	MT	
	GUMBEL	5	Jun-16	229	MT	
	3P WEIBULL	9	Agu-16	65	R	
	GUMBEL	5	Okt-16	78	R	
	GUMBEL	6	Nov-16	215	MT	
241	GAMMA	3	Apr-15	230	MT	
	LOGNORMAL	5	Mei-15	120	MR	
242	LOGNORMAL	5	Apr-15	230	MT	
	LOGNORMAL	5	Mei-15	120	MR	
	LOGNORMAL	5	Jun-15	30	AR	
	3P WEIBULL	7	Jul-15	0	SR	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
249	3P WEIBULL	6	Jan-15	312	T	GEMPOL
	3P WEIBULL	6	Mar-15	358	T	
	LOGISTIC	3	Apr-15	230	MT	
	3P WEIBULL	6	Mei-15	120	MR	
	3P WEIBULL	5	Jun-15	30	AR	
	3P WEIBULL	6	Jul-15	0	SR	
253	2P WEIBULL	5	Apr-16	310	T	
	3P WEIBULL	8	Mei-16	69	R	
	3P WEIBULL	2	Jun-16	32	AR	
	3P WEIBULL	3	Jul-16	0	SR	
256	2P WEIBULL	6	Jan-15	312	T	
	3P WEIBULL	6	Feb-15	212	MT	
	2P WEIBULL	6	Mar-15	358	T	
	3P WEIBULL	5	Apr-15	230	MT	
	3P WEIBULL	6	Mei-15	120	MR	
	3P WEIBULL	6	Jun-15	30	AR	

Nomor Bay	Distribusi	Interval perawatan (hari)	Bulan	Curah Hujan (mm)	Tingkatan Curah Hujan	Pos Hujan
256	GUMBEL	2	Jul-15	0	SR	GEMPOL
279	2P WEIBULL	4	Jul-16	125	MR	



## BIOGRAFI



Penulis, Asa Femilsa Risky Utami, lahir di Kediri pada tanggal 15 Desember 1995, merupakan anak pertama dari pasangan Bapak Andri Handoyo dan Ibu Sri Sumarmiati. Saat ini penulis beralamat di Desa Keputih Gang II-B Kecamatan Sukolilo, Surabaya

Adapun riwayat pendidikan penulis, yaitu pada tahun 2002 lulus dari TK Pawyatan Data. Kemudian melanjutkan di SDS Pawyatan Daha Kediri dan lulus pada tahun 2008. Pada tahun 2011 lulus dari SMP Negeri 1 Kediri dan melanjutkan ke SMA Negeri 1 Kediri kemudian lulus pada tahun 2013. Setelah itu melanjutkan pendidikan tinggi di Insitut Teknologi Sepuluh Nopember, Jurusan Teknik Elektro.